

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ  
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ  
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

**ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЇ МАТЕМАТИКИ**

Кафедра системного програмування і спеціалізованих комп'ютерних систем

До захисту допущено

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_**Віталій РОМАНКЕВИЧ**  
(підпис) (ініціали, прізвище)

“ \_\_\_\_ ” червня 2020 р.

**Дипломний проєкт**

**на здобуття ступеня бакалавра**

**за освітньо-професійною програмою «Системне програмування»  
спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія»**

на тему: Система розпізнавання емоцій людини на основі нейронної мережі  
\_\_\_\_\_  
\_\_\_\_\_

Виконав :

студент IV курсу, групи КВ-63  
(шифр групи)

Висовень Богдан Петрович \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я, по батькові) (підпис)

Керівник Асистент каф. СПіСКС Радченко К. О. \_\_\_\_\_  
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали) (підпис)

Консультант з нормоконтролю, доц.каф.СПіСКС, к.т.н. Клятченко Я.М. \_\_\_\_\_  
(назва розділу) (посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище, ініціали) (підпис)

Рецензент \_\_\_\_\_  
(посада, науковий ступінь, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали) (підпис)

Засвідчую, що у цьому дипломному  
проєкті немає запозичень з праць інших  
авторів без відповідних посилань.

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Київ – 2020 року

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ  
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ  
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

**ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЇ МАТЕМАТИКИ**

Кафедра системного програмування і спеціалізованих комп'ютерних систем

Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»

Освітньо-професійна програма «Системне програмування»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_ Віталій РОМАНКЕВИЧ  
(підпис) (ініціали, прізвище)

«\_\_\_» червня 2020 р.

**ЗАВДАННЯ**

**на дипломний проєкт студента**

Висовня Богдана Петровича

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема проєкту Система розпізнавання емоцій людини на основі нейронної мережі,

керівник проєкту Асистент каф. СПіСКС Радченко К. О. \_\_\_\_\_ ,  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від «25» травня 2020р. № N1181-С

2. Термін подання студентом проєкту \_\_\_\_\_

3. Вихідні дані до проєкту див. Технічне завдання

#### 4. Зміст пояснювальної записки

- Сфера застосування технологій розпізнавання емоцій
- Основні алгоритми опрацювання зображень
- Розгляд наявних реалізацій
- Нейронна мережа
- Реалізація розробленої системи

#### 5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслеників, плакатів, презентацій тощо)

- Блок-схема розробленої програми. Схема алгоритму
- Загальна схема проєкту. Схема структурна
- Блок-схема навчання CNN. Схема алгоритму
- Архітектура розробленої згорткової нейромережі. Схема структурна

#### 6. Консультанти розділів проєкту

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
нормоконтроль	к. т. н., доцент Клятченко Я.М.		

#### 7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

##### Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання дипломного проєкту	Термін виконання етапів проєкту	Примітка
1	Вивчення літератури за тематикою проєкту	10.03.2020	
2	Розроблення та узгодження технічного завдання	27.03.2020	
3	Аналіз існуючих рішень	12.04.2020	
4	Підготовка матеріалів розділів дипломного проєкту	15.04.2020	
5	Підготовка звіту дипломного проєкту	12.05.2020	
6	Передзахист дипломного проєкту	20.05.2020	

Студент

\_\_\_\_\_  
(підпис)

\_\_\_\_\_  
(ініціали, прізвище)

Керівник проєкту

\_\_\_\_\_  
(підпис)

\_\_\_\_\_  
(ініціали, прізвище)

## АННОТАЦІЯ

Мета дипломного проєкту дослідити відомості про засоби машинного зору, методи та алгоритми розпізнавання емоцій та обличчя людини на зображенні, порівняти різні архітектури нейромереж та визначити, яка найкраще підходить під визначену систему. Створити систему, яка б з допомогою нейромережі могла розпізнавати емоції людини на зображенні.

Під час розробки програми було проведено аналіз існуючих рішень, також проаналізовані алгоритми для реалізації програми, було проведено порівняння архітектур нейронних мереж та знайдено, що найкраще підходить згорткова нейронна мережа. Також було в цілому проведено аналіз, в яких сферах життя людини може використовуватись така система, та які існують проблеми в її розробці.

Розроблена програма виконує розпізнавання емоцій людини на зображенні з використанням нейронної мережі, що дозволяє використовувати дану систему для різних цілей.

Дипломний проєкт містить: 64 ст., 23 рис., 2 табл., 15 посилань на використаних джерел.

Ключові слова: розпізнавання емоцій, нейронна мережа, комп'ютерний зір, OpenCV, CNN, Keras.

## SUMMARY

The purpose of the thesis project is to explore information about the means of machine vision, methods and algorithms for recognizing emotions and human face in the image, to compare different neural network architectures and determine which is best suited for a particular system. Create a system that could use a neural network to recognize human emotions in an image.

During the development of the program, an analysis of existing solutions was performed, algorithms for program implementation were also analyzed, neural network architectures were compared, and a convolutional neural network was found to be the best fit. There was also a general analysis in which areas of human life such a system can be used, and what are the problems in its development.

The developed program performs recognition of human emotions in the image using a neural network, which allows you to use this system for various purposes.

Thesis project contains: 64 articles, 23 figures, 2 tables, 15 references to the sources used.

Keywords: emotion recognition, neural network, computer vision, OpenCV, CNN, Keras.

[illegible]

[illegible]

## ЗМІСТ

1. НАЙМЕНУВАННЯ ТА ГАЛУЗЬ РОЗРОБКИ.....	9
2. ПІДСТАВА ДЛЯ РОЗРОБКИ.....	9
3. ЦІЛЬ І ПРИЗНАЧЕННЯ РОБОТИ .....	9
4. ДЖЕРЕЛА РОЗРОБКИ.....	9
5. ТЕХНІЧНІ ВИМОГИ.....	10
5.1. Вимоги до програмного продукту, що розробляється .....	10
5.2. Вимоги до апаратного забезпечення.....	10
5.3. Вимоги до програмного та апаратного забезпечення користувача .....	10
6. ЕТАПИ РОЗРОБКИ .....	11

					<b>ІАЛЦ. 045490.002 ТЗ</b>		
<b>Зм</b>	<b>Лист</b>	<b>№ докум.</b>	<b>Підп.</b>	<b>Дата</b>			
<b>Розроб.</b>		Висовень Б. П.			Система розпізнавання емоцій людини на основі нейронної мережі <b>Технічне завдання</b>		
<b>Перев.</b>		Радченко К. О.					
					<div> <div>Літ.</div> <div>Лист</div> <div>Листів</div> </div> <div> <div></div> <div>1</div> <div>82</div> </div> <div> <b>НТУУ «КПІ ім. Ігоря Сікорського», ФПМ, КВ-63</b> </div>		
<b>Н. контр.</b>		Клятченко Я.М.					
<b>Затв.</b>		Романкевич В.О.					



## 1. НАЙМЕНУВАННЯ ТА ГАЛУЗЬ РОЗРОБКИ

Назва розробки: «Система розпізнавання емоцій людини на основі нейронної мережі».

Галузь застосування: системи навчання, системи контролю, системи безпеки.

## 2. ПІДСТАВА ДЛЯ РОЗРОБКИ

Підставою для розробки є завдання на дипломне проектування на здобуття першого (бакалаврського) рівня вищої освіти, затверджене кафедрою системного програмування і спеціалізованих комп'ютерних систем Національного технічного університету України «Київський Політехнічний Інститут імені Ігоря Сікорського»

## 3. МЕТА І ПРИЗНАЧЕННЯ РОБОТИ

Метою даного проекту є створення програмних засобів для розпізнавання емоцій людини на зображенні.

## 4. ДЖЕРЕЛА РОЗРОБКИ

Джерелом інформації є технічна та науково-технічна література, технічна документація, публікації у періодичних виданнях та електронні статті у мережі Інтернет.

					<b><i>ІАЛЦ.045490.002 ТЗ</i></b>	<b><i>Лист</i></b>
<b><i>ЗмЗ</i></b>	<b><i>Лист</i></b>	<b><i>№ докум.№</i></b>	<b><i>Підп.Під</i></b>	<b><i>Дата</i></b>		<b><i>2</i></b>

## 5. ТЕХНІЧНІ ВИМОГИ

### 5.1. Вимоги до програмного продукту, що розробляється

- кросплатформеність;
- наявність виводу оброблених файлів;
- наявність вибору файлів для аналізу;

### 5.2. Вимоги до апаратного забезпечення

- Процесор: AMD Ryzen 1600;
- Оперативна пам'ять: 1 Гб;

### 5.3. Вимоги до програмного та апаратного забезпечення користувача

- Операційна система Linux, Windows;

					<b>ІАЛЦ.045490.002 ТЗ</b>	Лист
ЗмЗ	Лист	№ докум.№	Підп.Під	Дата		2

## 6. ЕТАПИ РОЗРОБКИ

№ з/п	Назва етапів виконання дипломного проекту	Термін виконання етапів
1.	Вивчення літератури за тематикою проекту	10.03.2020
2.	Розроблення та узгодження технічного завдання	27.03.2020
3.	Аналіз існуючих рішень	12.04.2020
4.	Підготовка матеріалів розділів дипломного проекту	15.04.2020
5.	Підготовка звіту дипломного проекту	12.05.2020
6.	Передзахист дипломного проекту	20.05.2020

[illegible]

[illegible]

## ЗМІСТ

### СПИСОК ТЕРМІНІВ, СКОРОЧЕНЬ ТА ПОЗНАЧЕНЬ **ERROR! BOOKMARK NOT DEFINED.**

#### ВСТУП ..... **ERROR! BOOKMARK NOT DEFINED.**

#### 1. СФЕРА ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙ....6

##### 1.1 СФЕРА ЗАСТОСУВАННЯ ..... 6

##### 1.2 ПРОБЛЕМИ РОЗПІЗНАННЯ ЕМОЦІЙ НА ЗОБРАЖЕННЯХ ТА ВІДЕО 10

##### 1.3 БАЗОВІ ПОНЯТТЯ, ЩО ЛЕЖАТЬ В ОСНОВІ МЕТОДІВ АВТОМАТИЧНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙ ..... 16

##### ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ ..... 18

#### 2.ОСНОВНІ АЛГОРИТМИ ОПРАЦЮВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ..... 19

##### 2.1 МЕТОД ВІОЛІ-ДЖОНСА ДЛЯ ВИДІЛЕННЯ ОСОБИ НА ЗОБРАЖЕННІ ..... 19

##### 2.2 АЛГОРИТМ EIGENFACE ..... 22

##### 2.3 МЕТОД ГНУЧКОГО ПОРІВНЯННЯ НА ГРАФАХ ..... 25

##### 2.4 ВИДІЛЕННЯ ТА ОПРАЦЮВАННЯ ЕЛЕМЕНТІВ НА ОБЛИЧЧІ ..... 28

##### 2.5 МЕТОДИ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ..... 25

##### ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ ..... 30

#### 3.РОЗГЛЯД НАВЯНИХ РЕАЛІЗАЦІЙ..... 31

##### 3.1 FACEREADER – NOLDUS ..... 31

##### 3.2 ДЕТЕКТОР ЕМОЦІЙ ХЕОМА..... 33

					ІАЛЦ. 045490.004 ПЗ			
Арк.	№ докум.	Підп.	Дата			Літ.	Арку	Аркушів
Розроб.	Висовень Б.П.						1	64
						КПІ ім. Ігоря Сікорського, ФПМ, КВ - 63		

3.3 EMOTION SOFTWARE.....	35
3.4 MICROSOFT OXFORD PROJECT EMOTION RECOGNITION .....	37
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ .....	<a href="#">38</a>
4. НЕЙРОННА МЕРЕЖА.....	39
4.1 ПОНЯТТЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ, ЇЇ ОСОБЛИВОСТІ.....	39
4.2 СТРУКТУРА НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ .....	41
4.3 Архітектури нейромереж.....	43
4.4 Згортова нейронна мережа.....	44
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ .....	47
5. РЕАЛІЗАЦІЯ РОЗРОБЛЕНОЇ СИСТЕМИ.....	48
5.1 Реалізація згорткової нейромереж.....	48
5.2 Реалізація програми.....	55
5.3 Перегляд роботи програми.....	56
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ .....	59
ВИСНОВОК.....	61
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	62

## СПИСОК СКОРОЧЕНЬ ТА ТЕРМІНІВ

**Dataset** – електронний набір даних.

**НМ** – нейронна мережа.

**API** - це набір готових класів, процедур, функцій, структур і констант, що надаються додатком (бібліотекою, сервісом) для використання в зовнішніх програмних продуктах.

**Widget** - контент-модуль.

**TensorFlow** — відкрита програмна бібліотека для машинного навчання цілій низці задач, розроблена компанією Google для задоволення її потреб у системах, здатних будувати та тренувати нейронні мережі

**CNN** – згорткова нейронна мережа

**OpenCV** - бібліотека комп'ютерного зору з відкритим кодом) — бібліотека функцій та алгоритмів комп'ютерного зору, обробки зображень і чисельних алгоритмів загального призначення з відкритим кодом.

					<b>ІАЛЦ.045490.004 ПЗ</b>	Лист
						3
Зм	Лист	№ докум.	Підп.	Дата		



## ВСТУП

Повноцінне спілкування між людьми неможливе без прояву і аналізу емоцій. В сучасному світі, напрям в розпізнаванні емоцій людини є дуже цікавим не тільки для психологів, а й для багатьох розробників та маркетологів. Емоції людини представляють собою, щось свого роду оцінкою, наприклад радість або сміх на обличчі можна трактувати як гарну оцінку для якогось фільму чи відеоролика. Саме визначення, які емоції відчуває чи показує людина, дуже важливе для маркетологів. Це дає їм змогу зрозуміти, чи сподобався людині товар, як вона на нього реагує.

В останні роки розпізнавання емоцій стало особливо важливо, коли з'явилися і розвинулися мобільні пристрої та комп'ютери, вчені та розробники дійшли згоди, що прояв людських емоцій – один із головних напрямків для більш гнучкого розвитку систем штучного інтелекту. Такі системи використовуються в багатьох сферах нашого життя, вони дозволяють підвищувати рівень безпеки, наприклад: в сучасних автомобілях існують системи розпізнавання людської втоми або сонливості, при виявленні яких, водію приходять сигнали, які не дають йому заснути. На основі міміки людей, багато психологів можуть робити висновки про те, чи приховує щось людина, саме такі моменти і цілі переслідують програмісти, при створенні автоматизованих систем. Отже при створенні сучасних людино-машинних систем є актуальним застосування методів автоматичного розпізнавання емоцій. Такі системи і методи з кожним роком розширюють свою область застосування.

Одним з основних способів розпізнавання емоцій людини іншою людиною є аналіз візуальної інформації. Тому автоматизація цього процесу очевидно повинна бути заснована на використанні методів і засобів комп'ютерного зору.

Комп'ютерне зір є науковою областю, в рамках якої ведуться дослідження по вивченню теорії і фундаментальних алгоритмів аналізу зображень об'єктів і сцен [1]. Часто також замість поняття «комп'ютерний зір» використовують «машинний зір» або «технічний зір». Однак останні поняття відносяться до більш загальної науково-практичної області, що охоплює всі етапи розробки систем, які базуються на обробці і аналізі відеоінформації.

Звичайно комп'ютерний зір та його методи зараз та й у найближчий час не будуть мати 100% гарантію правильного визначення емоцій. Це пов'язано з тим, що обличчя можуть бути криво розташовані до камери, можуть заважати аксесуари. І одна з головних причин – унікальність емоцій, оскільки кожна людина може трактувати або сама показувати якийсь вираз обличчя унікальним чином.

					<b>ІАЛЦ.045490.004 ПЗ</b>	Лист
						5
Зм	Лист	№ докум.	Підп.	Дата		

# 1. СФЕРА ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙ

## 1.1 Сфера застосування

В умовах швидкого зростання використання інтелектуальних технологій в суспільстві і розвитку галузі, потреба в технологіях, здатних оцінити потреби потенційного клієнта і вибрати найбільш оптимальне для них рішення, різко зростає. Автоматична оцінка емоцій особливо важлива в таких областях, як робототехніка, маркетинг, освіту і індустрія розваг. Застосування таких систем використовується для досягнення різних цілей:

- в робототехніці: для розробки інтелектуальних спільних або сервісних роботів, які можуть взаємодіяти з людьми;

В даний час активно розвивається робототехніка, з самого початку роботи використовувались у військовій промисловості, потім вони почали виконувати побутові домашні і з кожним роком, дивлячись на різні робототехнічні конференції, з'являється враження, що скоро роботи почнуть повноцінно замінювати людей. Зараз головним прикладом може служити робот-пилосос, оснащений засобами машинного зору. Машинне зір в робототехнічних системах призначене в першу чергу для визначення поточного положення, аналізу навколишнього оточення, об'їзду перешкод, виявлення заданих предметів і т.д. Важливо також зазначити, що зараз стає популярним напрямок реабілітаційної робототехніки, яким життєво необхідно правильно взаємодіяти з людьми, оцінювати їх стан, в точу числі і емоційний. Щоб покращити соціальні функції роботів, можливо, найнадійніший шлях – забезпечити роботів

справжнім протоколом навчання. Тому розпізнавання емоцій людини побутовим роботом природним чином дозволяє підвищити ступінь інтелектуалізації їх взаємодії, наприклад, для забезпечення правильного реагування на стан людини.

- в маркетингу: створювати спеціалізовані рекламні оголошення, засновані на емоційному стані потенційного клієнта;

Описуючи те, що викликає споживчі рішення про покупку, всесвітньо відомий підприємець і американський письменник Сет Годін сказав: «Люди не купують товари і послуги. Вони купують відношення, історію і магію».

Основа емоційного маркетингу - здатність людини усвідомлювати почуття, досягати і генерувати їх, сприяючи мисленню, розуміти емоції і те, що вони означають, управляти ними, посилюючи свій емоційний та інтелектуальний ріст. Емоційний маркетинг передбачає вміння правильно витлумачити обстановку, чинити на неї вплив, інтуїтивно вловлювати те, чого хочуть і чого потребують інші люди, знати їх сильні і слабкі сторони, не піддаватися стресу і бути привабливим. Сучасні рекламисти, маркетингологи, брендисти приділяють велику увагу людським емоціям і проблеми впливу на них.

У маркетинговій сфері системи розпізнавання емоцій і облич можуть бути використані з метою оперативного відстеження та реагування на різні проблеми в торгових центрах, супермаркетах та інших місцях продажів товарів і послуг, наприклад:

- визначення черг і їх оптимізація;

					<b>ІАЛЦ.045490.004 ПЗ</b>	Лист
						7
Зм	Лист	№ докум.	Підп.	Дата		

- підрахунок відвідувачів з класифікацією за віком, статтю, расою;
- оцінка якості обслуговування;
- аналіз поведінки персоналу;
- аналіз ефективності промоакцій;
- аналіз ефективності методики продажу товару в магазині (мерчендайзингу);
- визначення часу доби і днів тижня з найбільш щільним потоком відвідувачів;
- визначення «гарячих» зон в магазинах;
- показ реклами в залежності від статі і віку;
- визначення оптимального положення рекламних місць.

Ефективність вирішення ряду зазначених маркетингових завдань може бути значно підвищена за рахунок автоматичного розпізнавання емоцій клієнтів.

- в освіті: використовується для поліпшення процесів навчання, передачі знань і методологій сприйняття;

Емоції студента під час занять на курсах грають життєво важливу роль в будь-якої навчальній середовищі, будь то в класі або в електронному навчанні. Задача розпізнавання емоцій важлива, щоб зрозуміти настрій учня або студента, коли він залучений в середу електронного навчання. Кінцева ціль цієї задачі, зрозуміти ступінь залучення учнів у навчання, ефективність і корисність впроваджені системи. Оцінка емоцій учня може поступово допомогти в поліпшенні навчального досвіду і оновленні змісту навчання. Завдяки такому емоційному аналізу можливо скоректувати стратегію навчання. Основним

недоліком таких систем розпізнання емоцій є те, що необхідно організувати постійний відеонагляд.

- безпека людей:

На думку експертів з безпеки, зернисті кадри чоловіків залишаються одними з найжахливіших знімків, зроблених 11 вересня 2001 року (11 вересня 2001 року комплекс ВТЦ був зруйнований в результаті терористичної атаки). Жахливо, тому що саме в той момент можна було б щось зробити, щоб уникнути трагедії. Якби існувала технологія, що дозволяє ідентифікувати Атту і Аль-Омарі в якості можливих підозрюваних в тероризмі, безпеку аеропорту можна було б попередити і врятувати тисячі життів. Майже через два десятиліття безпека залишається одним з найбільших ринків розпізнавання людей.

В плані розпізнання конкретно емоцій особливо актуально правильне визначення стану людини у випадках, пов'язаних з небезпекою для його життя. В якості одного з прикладів можна привести системи розпізнавання втоми людини, якими оснащуються деякі сучасні автомобілі. Подібні системи дозволяють в ряді випадків уникнути аварій, викликаних неуважністю, сонливістю або поганим самопочуттям водія. Аналіз здійснюється на основі результатів обробки зображень особи людини, отриманих з відеокамери.

Ще однією сферою застосування методів автоматичного розпізнавання емоцій є забезпечення безпеки людей за допомогою автоматизованих охоронних систем. Сучасні охоронні системи часто мають в своєму складі засоби реєстрації та аналізу відеоданих. Однак, як правило, в таких системах рішення приймається людиною-оператором. Це може привести до зниження точності і оперативності реагування на різні ситуації, пов'язані з поведінкою

					<b>ІАЛЦ.045490.004 ПЗ</b>	Лист
						9
Зм	Лист	№ докум.	Підп.	Дата		

людей на охоронюваних територіях. Підвищити ефективність охоронних систем можна за рахунок підвищення ступеня автоматизації процедур, що забезпечують аналіз зображень. Це дозволяє зробити висновок щодо актуальності створення інтелектуальних детекторів для аналізу позаштатних ситуацій. Серед інших важливих завдань, вирішення яких необхідне забезпечити в конкретних охоронних системах можна виділити виявлення та супроводження людей, які проявляють емоції, характерні для порушників правопорядку, психічно хворих і т.д. [3].

Під кінець, хочеться зазначити, що розпізнання емоцій і обличчя має також свої негативні особливості або по іншому ризики. Перший ризик відноситься до конфіденційності. У той час як суспільство, як правило, погоджується з тим, що за ним слідкують камери спостереження, технологія розпізнання обличчя може бути застосована як повноцінне слідкування за людиною, всіма її кроками. У той же час багато провідних компаній розробляють технологію, яка розпізнає емоції і обробляє ці дані, коли людина про це навіть не здогадується, що породжує певний набір проблем з конфіденційністю. Другий ризик відноситься до проблеми безпеки даних, яка є дуже актуальною в наш час.

Для того, щоб мінімізувати страхи цих ризиків в очах людей, більшість компаній, які використовують (або мають намір використати) таку технологію, мають обов'язково встановлювати важливі попереджувальні знаки та повідомлення, що дозволяють таким технологіям правильно взаємодіяти з людьми.

## **1.2 Проблеми розпізнання емоцій на зображеннях та відео**

Правильне розпізнавання емоцій може бути складним навіть для людей. На даний час всі подібні алгоритми для розпізнавання емоцій, виконують

передбачення, яку емоцію відчуває людина, на основі виразу обличчя. Але коли людина посміхається, це не завжди означає, що вона відчуває емоцію радості – це одна з найголовніших проблем цієї сфери, тому що дослідження показують, різні люди відчувають різну емоції, при одному і тому ж виразу обличчя.

Багато факторів ускладнюють розпізнавання емоцій. Ці фактори можливо розділити на технічні і психологічні.

- Кількість даних;

Алгоритми машинного і глибокого навчання, потребують великої кількості навчальних даних. Ці дані, в нашому випадку зображення або відео, повинні бути з різними особливостями: різний фон, різний кут нахилу обличчя, люди різних національностей, рас, статі і т.д.

На даний момент таких вибірок дуже мало. Вони недостатньо різноманітні у вказаних особливостях. Шлях вирішення цієї проблеми є створення нових і розширення старих баз даних, але таке вирішення знову ж таки стикається с проблемою конфіденційності.

- Перешкоди в зображенні;

Для алгоритмів розпізнавання емоцій характерні такі проблеми, як освітленість, нахил, наявність окуляр, головних уборів бороди. Кожен окремий алгоритм по своєму знаходить рішення цих проблем, наприклад, пошук ключових точок, пошук класифікаторів, перетворення зображення в чорно-біле.



Існують також нетрадиційні підходи до вирішення таких проблем. Наприклад, деякі вчені пропонують додати інфрарчервоний шар в потік даних. Цей шар є не чутливим до зміни освітленості.

- Виявлення рис обличчя;

Різні рішення алгоритмів сканують обличчя на наявність брів, очей, носа, роту і інших рис обличчя. Іноді таке сканування ускладнюється через такі фактори:

- Відстань між елементами рис. Наприклад, може виникнути проблема з розпізнаванням широко розтавлених очей, або занадто піднятими бровами і алгоритм не зможе правильно їх ідентифікувати.
- Розмір елементів обличчя. Наприклад, вузькі губи, очі також можуть викликати проблеми з розпізнаванням.
- Колір шкіри. Деякі алгоритми можуть не розпізнати риси обличчя через колір шкіри людини, через недостатню кількість прикладів для навчання. Тому необхідно мати широку базу даних з людьми різних рас, щоб уникнути такої проблеми.

При виявленні рис облич, деякі алгоритми, використовують попередньо визначену модель обличчя, яка ділить обличчя на структурні елементи. Потім ця модель використовується для більш точного знаходження окремих рис.

- Розпізнавання неповних емоцій;

Більшість алгоритмів навчаються на базах даних, в яких зображення емоцій людини представлені в піковій формі, тобто найбільше виражені (рис. 1.1). Це призводить до того, що при аналізі неповних емоцій, шанс на неправильне розпізнання значно збільшується.

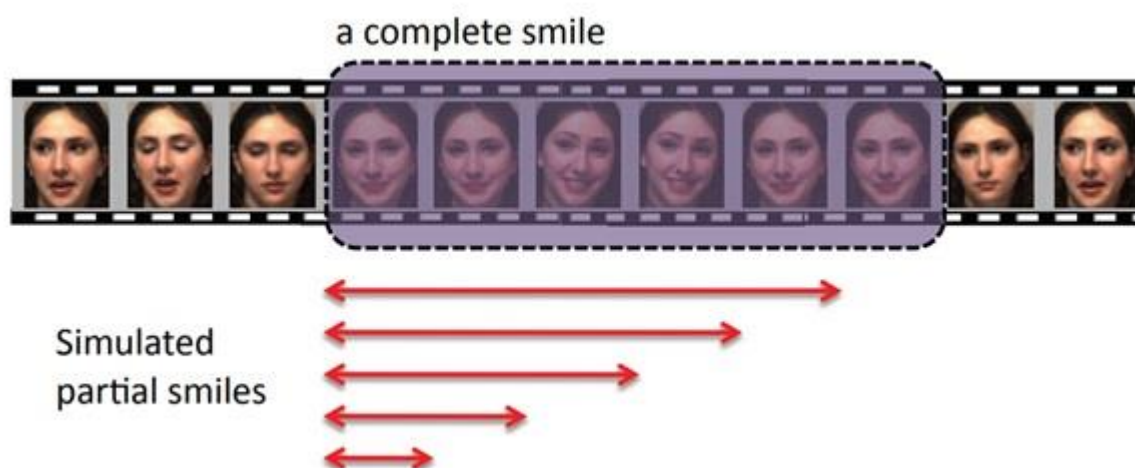


Рисунок 1.1 – Приклад декількох етапів неповної посмішки

Вирішенням таких проблем є покращення роботи нейронних мереж, з допомогою яких, можливо буде порівнювати пікову і неповну форму для однієї і тієї ж емоції і мінімізувати цю зміну. Також багато систем використовують допоміжні дані в класифікації емоції. Наприклад, системи можуть аналізувати не тільки обличчя, а і поставу людини, жести руками, і на основі цього робити більш точний прогноз емоцій, наприклад при аналізі рук (рис. 1.2, 1.3).



Рисунок 1.2 – Приклад, коли за коли за допомогою аналізу жестів руками, можливо частково розпізнати емоцію



Рисунок 1.3 - Приклад, коли за коли за допомогою аналізу жестів руками, можливо частково розпізнати емоцію

- Психологічні проблеми;

Весь час існування люди відчували, відчувають і будуть відчувати емоції радості, страху, горя і інші. До психологічних проблем розпізнання емоцій відносять:

1. Культурні відмінності в емоційному вираженні. Хоч люди і відчувають однакові емоції, але виражають вони їх по-різному. Наприклад, в східних культурах вираження емоцій є більш стриманим ніж в європейських країнах (рис. 1.4).



Рисунок 1.4 – Люди з Заходу та Сходу передають емоції по різному. Для бразильців широка посмішка означає щастя. Японці виражають ту ж емоцію тонкою посмішкою

2. Виявлення дитячих емоцій є загальною проблемою для всіх подібних систем, оскільки коли дитина проявляє якісь не дуже яскраві емоції, дорослим важко правильно їх класифікувати, оскільки ніхто точно не знає, що саме відчувала дитина, яка ще не вміє розмовляти.

3. Як вже зазначалося, різні емоції люди можуть виражати по різному. Дана проблема лежить в області психології, а не програмування. Тому що, задаючи невірні класифікатори в свою нейронну мережу, розробник сам не може правильно задати деякі емоції та їх приклади приклад.

Отже існує достатня кількість проблем, які заважають алгоритмам розпізнавання емоцій показувати велику точність. Але ці проблеми з розвитком людей та технологій поступово, крок за кроком, вирішуються. Про що свідчить даний факт: більшість систем 2018 року в розпізнаванні емоцій і обличч, показують кращий результат ніж найкраща система в 2013 році.

### **1.3 Базові поняття, що лежать в основі методів автоматичного розпізнавання емоцій**

Концепцію автоматичного розпізнання емоцій, було представлено М.Сува і його колегами в 1984 році [4]. Першими спробами автоматичного розпізнання емоції було відслідковування контрольних точок та їх переміщення на зображенні.

Проводилось багато дослідів з аналізу емоційного вираження, було проведено аналіз форми та руху рота, очей, брів, підкреслено основні напрямки конкретних м'язів людини [5]. Але тим не менше, спільний знаменник всіх алгоритмів визначення емоцій на обличчі, завжди починається з знаходження обличчя.

Розпізнавання емоцій за виразом обличчя є складним психічним процесом. Людина без праці може дізнатися іншу людину по обличчю або

навіть по ході, для людини розпізнавання емоцій іншої людини є вже навиком, що пізнається природним чином, проте для системи це завдання є далеко не простим. Навіть людина не завжди може правильно розпізнати емоції людини, а це значить, що для системи автоматичного розпізнавання дана задача є куди складніше.

Основний алгоритм автоматичного розпізнавання емоцій складається з наступних етапів [6]:

1. Реєстрація зображення;
2. Первинна обробка зображення;
3. Виділення особи на зображенні;
4. Виділення елементів особи;
5. Виділення ключових точок на обличчі;
6. Класифікація емоцій.

Первинна або попередня обробка зображення включає в себе видалення шумів, геометричні і колірні перетворення. Джерелами шуму можуть бути конструктивні недоліки засобів реєстрації зображень, погане освітлення сцени, механічні дії на устаткування, стан об'єктів інтересу, перешкоди в каналах передачі інформації та інше. Для видалення шумів можна застосувати усереднюючі фільтри або фільтри, засновані на порядкових статистиках. До усереднюючих фільтрів відносяться, наприклад, фільтри, засновані на обчисленні середнього арифметичного, середнього геометричного, середнього гармонійного, середнього контргармонічного. До фільтрів, заснованих на порядкових статистиках, відносяться, наприклад, медіанний фільтр, фільтр максимуму, фільтр мінімуму.

### **Висновки до розділу:**

В даному розділі було розглянуто в яких сферах життя людини, можуть бути застосовані системи розпізнання емоцій людини. До кожної сфери було приведено приклади. Було визначено основні поняття та основний алгоритм знаходження емоцій. Також було розглянуто, основні проблеми та перешкоди в реалізації та використанні таких систем.

					<b><i>ІАЛЦ.045490.004 ПЗ</i></b>	<b><i>Лист</i></b>
						<b><i>18</i></b>
<b><i>Зм</i></b>	<b><i>Лист</i></b>	<b><i>№ докум.</i></b>	<b><i>Підп.</i></b>	<b><i>Дата</i></b>		

## 2. ОСНОВНІ АЛГОРИТМИ ОПРАЦЮВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

### 2.1 Метод Віюли-Джонса для виділення особи на зображенні

Алгоритм Viola-Jones, розроблений Полом Віолою і Майклом Джонсом в 2001 році [7], являє собою систему розпізнавання об'єктів, яка дозволяє виявляти елементи зображення в режимі реального часу. Незважаючи на те, що даний метод є застарілим, він є досить потужним і досі використовується в системах розпізнавання об'єктів.

Процес виявлення особи методом Віюли Джонса має такі особливості:

1. Для швидкого виконання необхідних розрахунків зображення представляються в інтегральному вигляді;
2. Пошук потрібних об'єктів на зображеннях здійснюється за результатами аналізу ознак Хаара;
3. Для вибору найбільш підходящих ознак при пошуку шуканого об'єкта на певній частині зображення застосовується метод посилення слабких класифікаторів (метод бустинга);
4. Для прийняття рішень використовуються прості бінарні класифікатори, які виконують два значення - «Істина» та «Брехня»;



5. Для швидкого відкидання вікон, де не знайдено особа, використовуються каскади ознак.

В даному методі використовується принцип скануючого вікна. Існує зображення, на якому є шукані об'єкти. Воно представлено двовимірною матрицею пікселів розміром  $N \times H$ , в якій кожен піксель має значення:

- від 0 до 255, якщо це чорно-біле зображення;

- від 0 до  $255^3$ , якщо це кольорове зображення (компоненти R, G, B);

Отже рамка, розміром меншим, ніж вихідне зображення, рухається з деяким кроком по зображенню. На кожному кроці застосовується набір з  $N$  фільтрів розпізнавання осіб. Якщо один фільтр дає позитивну відповідь, особа виявляється в поточній вдові. Кожен фільтр розпізнавання осіб (з набору з  $N$  фільтрів) містить набір каскадних класифікаторів. Кожен класифікатор дивиться на прямокутну підмножину скануючого вікна і визначає, чи виглядає вона як обличчя. Якщо це так, застосовується наступний класифікатор. Якщо все класифікатори дають позитивну відповідь, фільтр дає позитивну відповідь, і особа розпізнається. В іншому випадку запускається наступний фільтр в наборі з  $N$  фільтрів. Класифікатор в загальному випадку – це функція, яка виносить рішення, до якого саме класу обличч належить об'єкт.

Кожен класифікатор складається з екстракторів ознак Хаара (слабких класифікаторів). Кожна ознака Хаара є зважена сума двовимірних інтегралів невеликих прямокутних областей, прикріплених один до одного. Ваги можуть набувати значень  $\pm 1$ . На рис.2.1 показані приклади ознак Хаара щодо скануючого вікна вкладення. Сірі області мають позитивну вагу, а білі області мають негативну вагу.

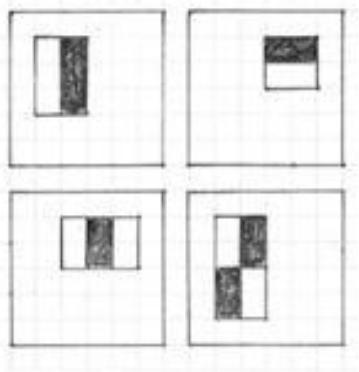


Рис 2.1 – Приклад ознак Хаара

Справжня назва таких ознак - вейвлети Хаара, але ці прямокутні комбінації, які використовуються для виявлення об'єкта на зображенні, не є справжніми вейвлетами Хаара. Замість цього, вони містять прямокутні комбінації, які краще підходять для завдань розпізнавання. Через цю різницю, ці функції називають не вейвлетами, а функціями або примітивами Хаара.

Таким чином, було розібрано як працює алгоритм розпізнавання, але крім алгоритму розпізнавання, існує також алгоритм навчання, який виконується першим. Під навчання мається на увазі тренування машини. Алгоритм отримує певну базу даних, яка складається з різних ознак тестових зображень далі алгоритм стискає зображення до 24 x 24 і шукає вказані ознаки на зображенні, використовуючи створену базу даних. На виході алгоритм видає множину знайдених об'єктів в різних масштабах. Необхідно надати багато даних з зображеннями обличчя, щоб машина могла аналізувати ознаки в різних формах. Віола і Джонс використали в своєму алгоритмі 4960 зображень (кожне позначено власноруч). Отже алгоритм навчання – це алгоритм навчання з вчителем, який буде описано в наступних розділах.

Отже даний метод має такі переваги:

- Можливість виявлення більше ніж одного обличчя на зображенні.
- Висока швидкість розпізнавання за допомогою класифікаторів.
- Можливість використання методу в відеопотоці.
- Початково алгоритм був розроблений для розпізнавання тільки облич, але його можна використовувати і для розпізнавання інших об'єктів

До недоліків можна віднести:

- Низьку швидкість алгоритму навчання.
- Необхідність великої кількості даних для навчання.

## 2.2 Алгоритм Eigenface (метод головних компонент в додатку до розпізнавання осіб)

Завдання аналізу головних компонент має, як мінімум, три базових версії [9]:

- апроксимувати дані лінійними різноманіттями меншої розмірності.
- знайти підпростір меншою розмірності, в ортогональній проекції на які розкид даних (тобто середньоквадратичне відхилення від середнього значення) максимальний.

- для даної багатовимірної випадкової величини побудувати таке ортогональне перетворення координат, в результаті якого кореляції між окремими координатами звернуться в нуль.

Робота алгоритму Eigenfaces заснована на методу головних компонент. Припустимо, що існує база даних облич, де всі зображення мають розмір  $N \times N$  пікселів. Кожне зображення з бази даних являється точкою в просторі розміром  $N * N$  [10].

Основна ідея алгоритму полягає в тому, щоб знайти такий базис меншої розмірності, після проєкції в який максимально зберігається інформація по осях з великою дисперсією і втрачається інформація по осях з маленькою дисперсією. Це потрібно для того, щоб залишити тільки ту інформацію, яка б характеризувала відмінності осіб і видалити непотрібну інформацію, яка не допомагає правильно ідентифікувати людину (рис 2.2) [11]. Для успішного виконання даного алгоритму всі зображення повинні бути приведені до одного розміру.

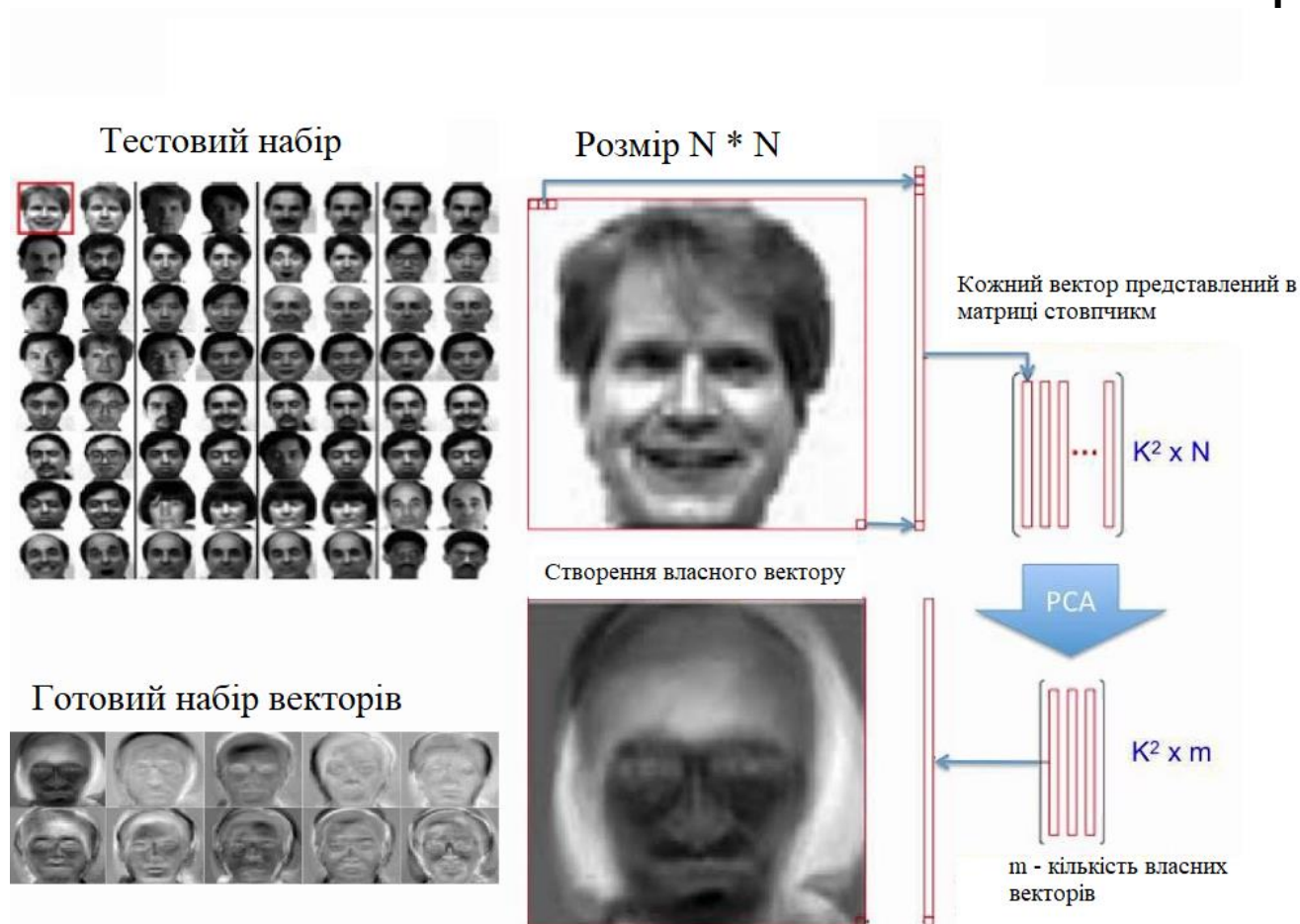


Рисунок 2.2 – Схема роботи алгоритму

Отриманий один раз на навчальній вибірці зображень облич, набір власних векторів використовується для кодування всіх інших зображень осіб, які представляються комбінацією цих власних векторів. Використовуючи обмежену кількість власних векторів можна отримати стислу апроксимацію вхідного зображення особи, яку потім можна зберігати в базі даних у вигляді вектора коефіцієнтів, одночасно з ключем пошуку в базі даних.

Одним із недоліків цього методу є те, що для його ідеальної реалізації необхідно, щоб всі вхідні зображення обличчя, були з однаковим освітленням, також додатковою перешкодою буде наявність окулярів чи інших речей, які

будуть присутні на малій кількості зображень. До недоліків ще можна віднести, високу складність цього методу.

### 2.3 Метод гнучкого порівняння на графах

Даний Метод зводиться до еластичного порівняннi графiв, що описують зображення облич. Обличчя людей представлені у вигляді графів зі зваженими вершинами і ребрами. На етапі розпізнавання один з графів - еталонний - залишається незмінним, в той час як інший деформується з метою найкращої підгонки до першого. У подібних системах розпізнавання графи можуть являти собою як прямокутну решітку, так і структуру, утворену характерними (антропометричними) точками особи (рис 2.3) [12].

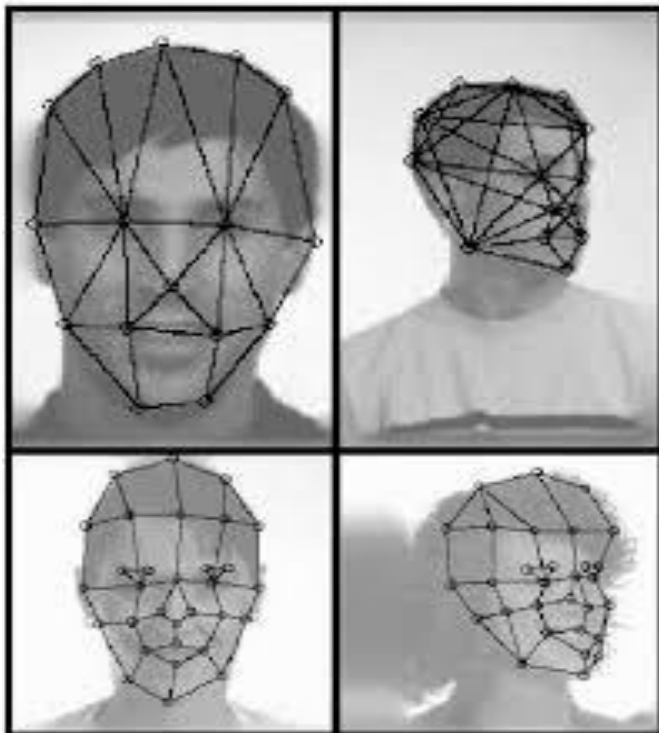


Рисунок 2.3 – Структурна сітка, утворена характерними точками

На вершинах графа обчислюються значення ознак, найчастіше використовують комплексні значення фільтрів Габора (рис. 2.4) або їх упорядкованих наборів, які обчислюються в деякій локальній області вершини графа локально, шляхом згортки значень яскравості пікселів з фільтрами Габора.

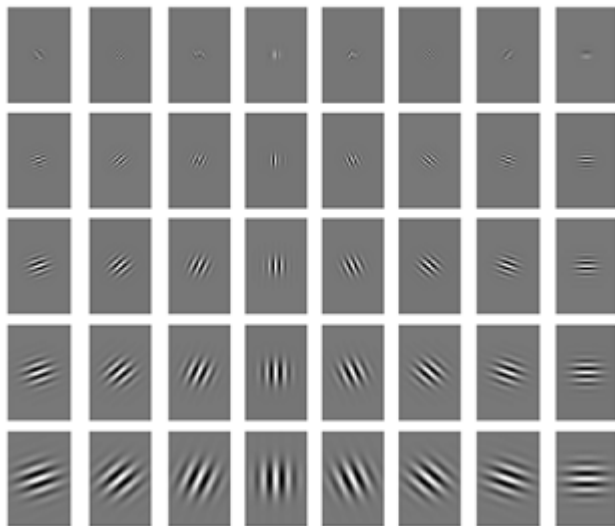


Рисунок 2.4 – Фільтри Габора

Спрощено алгоритм роботи цього метода виглядає так:

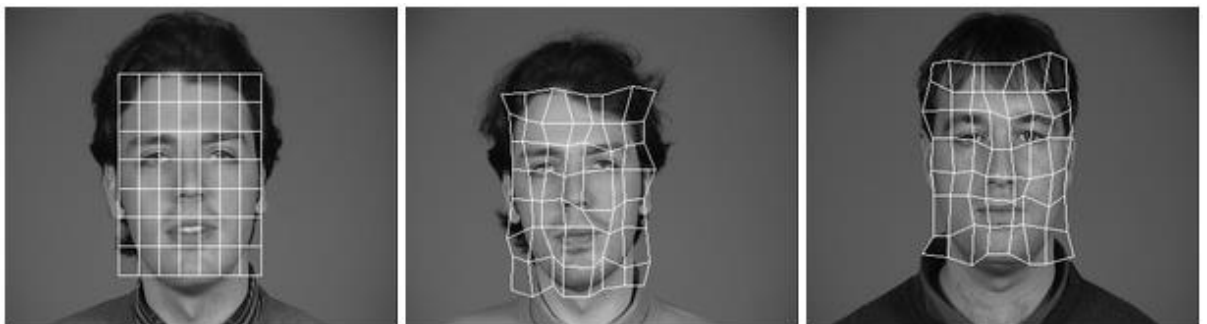
1. Знаходиться приблизне положення обличчя.

2. Уточнюється положення і розмір, без усереднення, змінюючи його положення і розмір в чотирьох напрямках ( $\pm 3$ ,  $\pm 3$ ) пікселя, зміщених від положення, знайденому в першому кроці.
3. Відбувається локальне спотворення. В псевдовипадковій послідовності положення кожного окремого вузла зображення змінюється, щоб ще більше збільшити схожість з графом

Отриманий граф називається графом зображення і зберігається як представлення індивідуального обличчя.

Даний метод може достатньо надійно розпізнавати обличчя при зміні ракурсу до 20 градусів, при великих кутах точність різко зменшується.

Існують також різновиди цього методу, один із таких, не використовує ключові точки і структури графу, а працює з решіткою, рис 2.5. У невідомому зображенні відшукуються точки відповідності, і потім по знайденим точкам будується перекручена решітка і вимірюється міра її спотворення для визначення найбільш схожого зображення.





## 2.4 Виділення та опрацювання елементів на обличчі

Після того як обличчя було виділено, необхідно мати інформацію на основі якої буде робитися аналіз емоцій. Емоції можуть проявлятися за допомогою очей, брів, рота. Тому перший крок - знаходження ключових точок виділених елементів особи. Визначити емоції можна на основі аналізу декількох ключових точок. Наприклад, на рис. 2.6 показані комбінації точок брів і рота (рис. 2.6, а - зображення брів і рота; рис. 2.6, б - комбінація ключових точок брів і рота, відповідна їх зображенням; рис. 2.6, в - комбінація ключових точок, відповідна іншим положенням розглянутих елементів на зображеннях) [8].

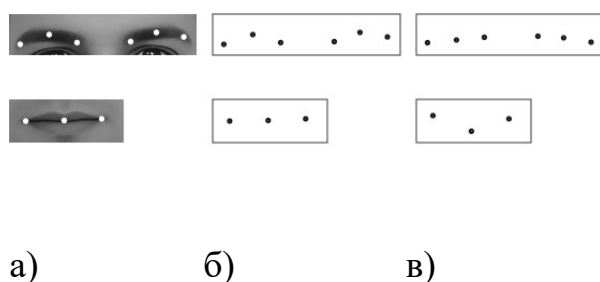


Рисунок 2.6 – Знаходження ключових точок елементів особи

Виділення ключових точок здійснюється наступним чином:

1. Перетворення кольорового зображення до напівтонової увазі;
2. Перетворення з напівтонової форми до бінарним увазі;
3. Застосування до бінарним зображенню градієнтної маски;
4. Локалізація ключових точок.

Після виділення ключових точок можна виконати класифікацію емоцій. Наприклад, в таблиці 1 представлені характеристики емоцій по поєднанню брови і рота [8].

Таблиця 1 - Характеристики емоцій по поєднанню брови і рота

Емоція	Брова	Рот
Подив	Піднімається	Відкривається
Страх	Піднімається і скривиться	Відкривається і розтягується
Відраза	Знижується	Піднімається і кінці знижуються
Гнів	Знижується і кривиться	Відкривається або кінці знижуються

Щастя	Піднімається	Кінці піднімаються
Смуток	Кінці знижуються	Кінці знижуються

Наведений підхід до автоматичного розпізнавання емоцій може бути ефективно застосований в різних інтелектуальних людино-машинних системах.

### Висновки до розділу:

В даному розділі було розглянуто методи і алгоритми знаходження облич людей, а потім класифікація емоцій на знайдених обличчях. Було описано роботу алгоритмів, а також їх переваги та недоліки. На цей час можна сказати, що подібні алгоритми, ще не відповідають поставленим задачам на 100%, тому ведеться постійний розвиток і удосконалення існуючих методів. Важливо також зазначити, що більшість цих модифікованих методів, використовуються в бібліотеках по роботі з машинним зором, але їх вихідний код завжди закритий, що не дозволяє повністю вивчати такі методи.

### 3. РОЗГЛЯД НАЯВНИХ РЕАЛІЗАЦІЙ

#### 3.1 FaceReader – Noldus (Нідерланди)

Додаток FaceReader від компанії Noldus має дуже широкий функціонал. Крім розпізнання базових емоцій: гнів, щастя, смуток, відразу, страх, подив, додаток ще вміє виявляти «нейтральний» стан, а також аналізувати зневагу.

У 2018 році при дослідженні найкращих програм для розпізнавання емоцій, доступних у даний час, FaceReader показав кращий результат серед усіх, з середнім відсотком правильності 88 [13]. Приклад роботи додатку представлений на рис. 3.1.

FaceReader працює за таким алгоритмом:

1. знаходить обличчя використовуючи алгоритм Віюлі-Джонса для виділення особи на зображенні;
2. створює точну трьохвимірну модель обличчя, використовуючи для цього близько 400 ключових точок;
3. класифікує обличчя і виводить результат в вигляді семи основних емоцій та одного нейтрального стану через штучну нейронну мережу;

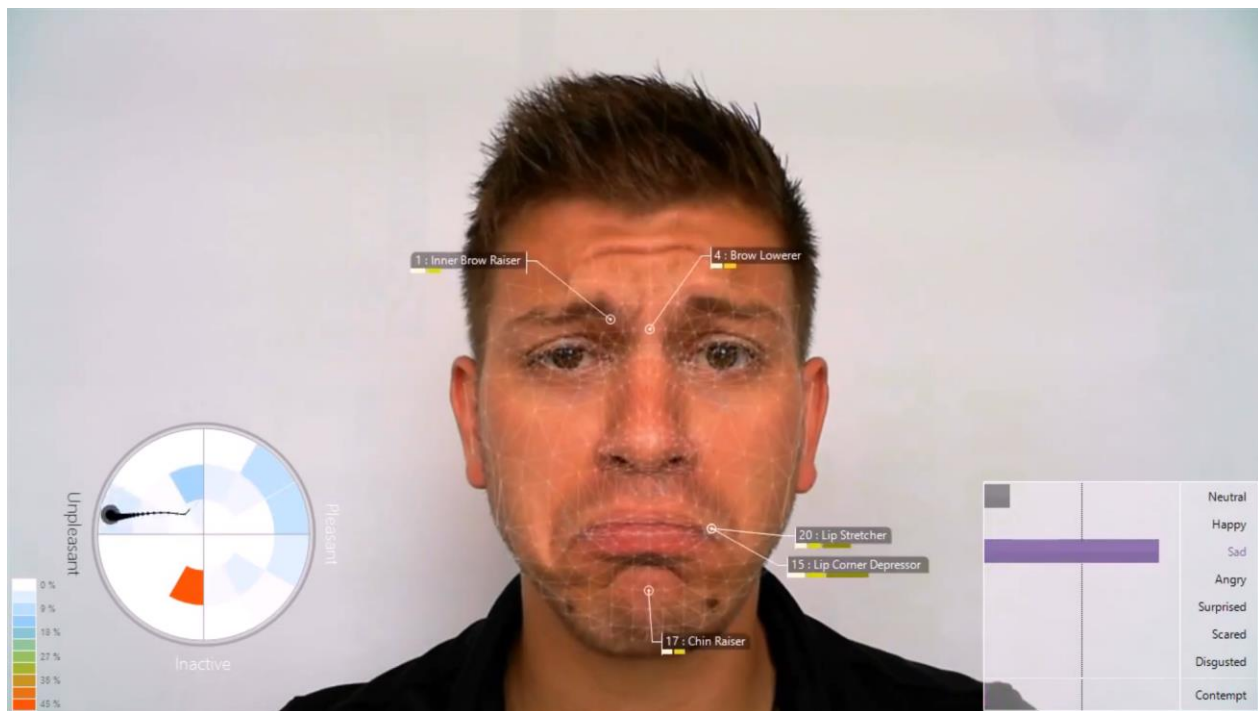


Рисунок 3.1 – Приклад роботи додатку FaceReader

#### Переваги додатку:

- дозволяє легко відображувати та інтегрувати дані;
- аналіз може відбуватися як онлайн, так і під час програвання запису;
- високий відсоток правильності розпізнавання емоції, близько 80%;
- багатий функціонал та зручний інтерфейс;

#### Недоліки:

- самий головний недолік для простих користувачів – дуже велика ціна на повний функціонал;

- погані результати при аналізі дитячих облич;
- Розпізнавання на ділянках з частково закритим обличчям;

### 3.2 Детектор емоцій хеота (Росія)

Модуль детектор емоцій хеота має не такий широкий функціонал як FaceReader. В цьому модулі є так само розпізнавання базових емоцій, але додаток також володіє своїми цікавими особливостями. Наприклад: розробник пропонує можливість створити особливі функції для покупця, звичайно в рамках платної співпраці. Тобто, покупець має широкий спектр послуг для кастомізації модулю під свої потреби. Приклад роботи додатку представлений на рис 2.2.



Рисунок 2.2 – Приклад роботи додатку хеота

Переваги додатку:

- прийнятна ціна, розбивка пакетів під потреби користувача (lite, standart, premium);
- інтуїтивно приємний інтерфейс;
- можливість налаштовувати параметри і пороги;

Недолікі:

- невказаний алгоритм роботи;
- Не розпізнаються обличчя під нахилом більше 15 градусів;
- Невідомий відсоток правильності аналізу емоцій;

### 3.3 eMotion Software (Нідерланди)

Додаток eMotion став відомим завдяки компанії Unilever. Компанія інтегрувала цей додаток в автомат по продажу морозива – коли людина посміхалась в автомат, він видавав безкоштовне морозиво.

Додаток створює трьохвимірну модель обличчя, в якій є основні області брів, очей, губ. На основі цих даних робиться аналіз і видача результатів. Приклад роботи додатку на рисунку 2.3.



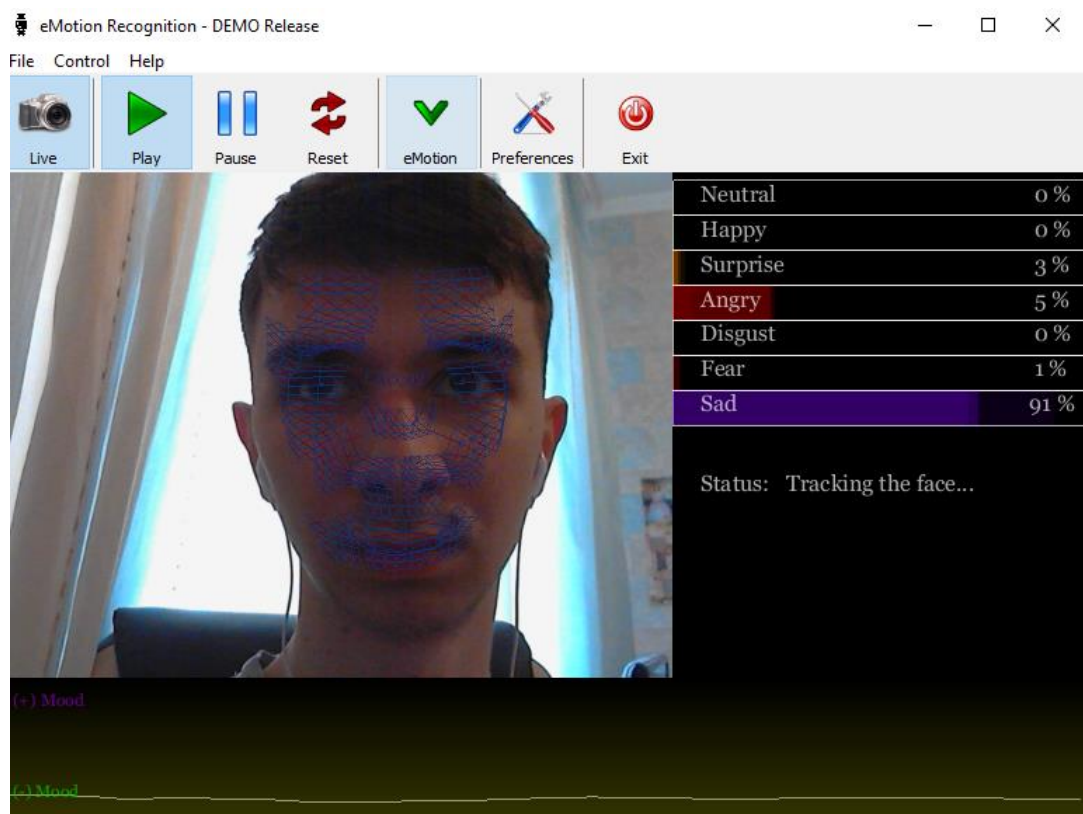


Рисунок 2.3 – Приклад роботи додатку

Переваги:

- можливість спробувати демо-версію;
- простий інтерфейс;
- показує проценти знайдених емоцій;

Недоліки:

- застарілий продукт;

- низький відсоток правильності;

### 3.4 Microsoft Oxford Project Emotion Recognition (Великобританія)

Project Oxford – система API-інтерфейсів штучного інтелекту, яка дозволяє розробникам використовувати переваги нейронних мереж, без потреби їх навчання. Ці інструменти, призначені полегшити життя програмістів, які не мають навички користування нейромережами, но хочуть їх використовувати для своїх ідей та стартапів.

Дана система вже використовується в таких додатках як, особистий помічник Microsoft Cortana та Skype. Приклад роботи сервісу зображено на рис 2.4.



Рисунок 2.4 – Приклад роботи сервісу

### Переваги:

- постійний розвиток системи;
- можливість випробування демо-версії, прийнятні ціни на використання;
- вираховує проценти емоцій;
- можливість використання цього сервісу у власних розробках;

### Недоліки:

- можливість аналізу тільки на статичному зображенні;
- не аналізує обличчя відхилені на великий кут;

### Висновки до розділу:

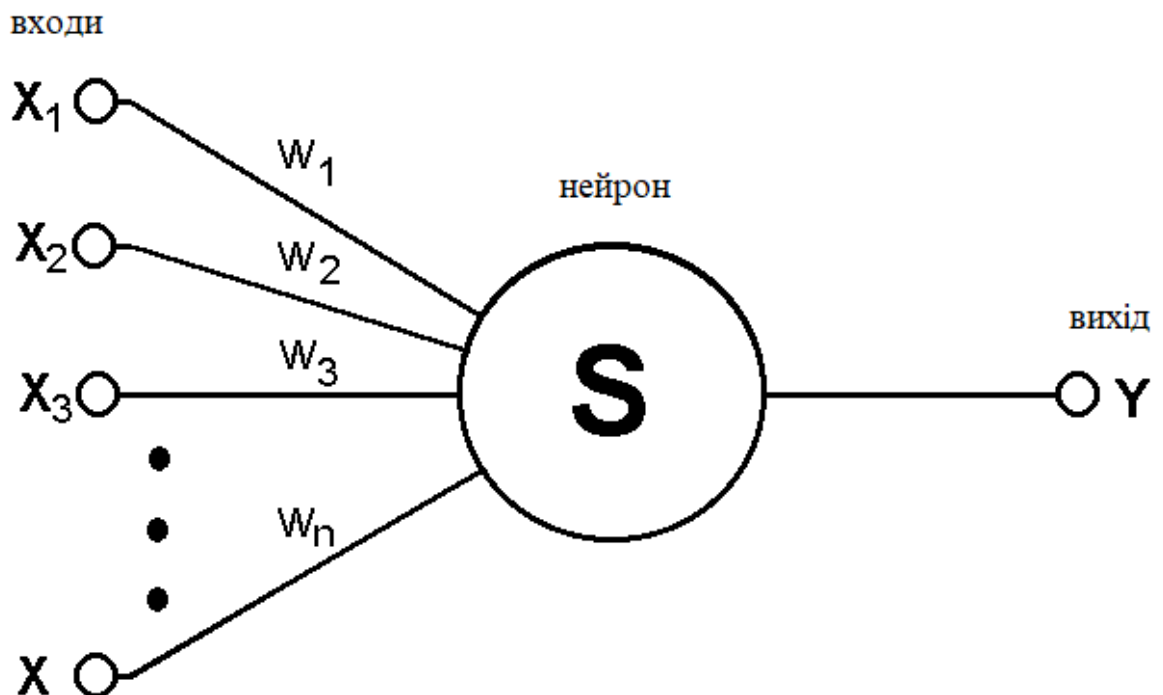
В цьому розділі було розглянуто наявні реалізації продуктів по розпізнанню емоцій людей. Варто зазначити, що основні продукти, які увійшли до широко застосування мають систему розпізнання емоцій, як додатковий модуль до великої кількості функцій при роботі з машинним зором. Визначено переваги та недоліки розглянутих рішень.

Головний додаток FaceReader – слугує якісним представленням інтеграції подібних систем у сферу життя людей та є прикладом для багатьох розробників.

## 4. НЕЙРОННА МЕРЕЖА

### 4.1 Поняття нейронної мережі, її особливості

Нейронна мережа як поняття, виникло при вивченні процесів, які протікають і при спробі змодельовати ці процеси. НМ являє собою систему з'єднаних і взаємодіючих між собою простих процесорів (штучних нейронів рис 7). Кожен процесор подібної системи має справу тільки з сигналами, які він періодично отримує, і сигналами, які він періодично посилає іншим процесорам. Але будучи з'єднаними в досить велику мережу з керованою взаємодією, такі окремо прості процесори разом здатні виконувати досить складні завдання. Отже структурно НМ складається з десятків, сотень чи мільйонів штучних нейронів (вузлів) (рис 4.1), які зв'язані між собою.



## Рисунок 4.1 – Штучний нейрон

Нейронна мережа – винятково потужний метод моделювання, який є простим у використанні. НМ навчаються на прикладах. Користувачу у якого виникла потреба у використанні штучної нейронної мережі, просто робить вибірку даних, яка містить в собі приклади з еталонними значеннями, і запускає алгоритм навчання. Звичайно користувач повинен мати хоч якісь знання, як грамотно скласти навчальну вибірку і обробляти результати.

Нейронна мережа (рис 4.2) - це зважений граф, де вузлами є нейрони, а зв'язки представлені ребрами з вагами. Він приймає вхідні сигнали із зовнішнього світу і позначається  $x(n)$ .

Кожен вхід множиться на відповідну вагу, а потім вони додаються. Зсув додається, якщо зважена сума дорівнює нулю, де зміщення має вхід як 1 з вагою  $b$ . Потім ця зважена сума передається в функцію активації. Функція активації обмежує амплітуду виходу нейрона. Існують різні функції активації, такі як порогова функція, кусково-лінійна функція або сигмоїдна функція.

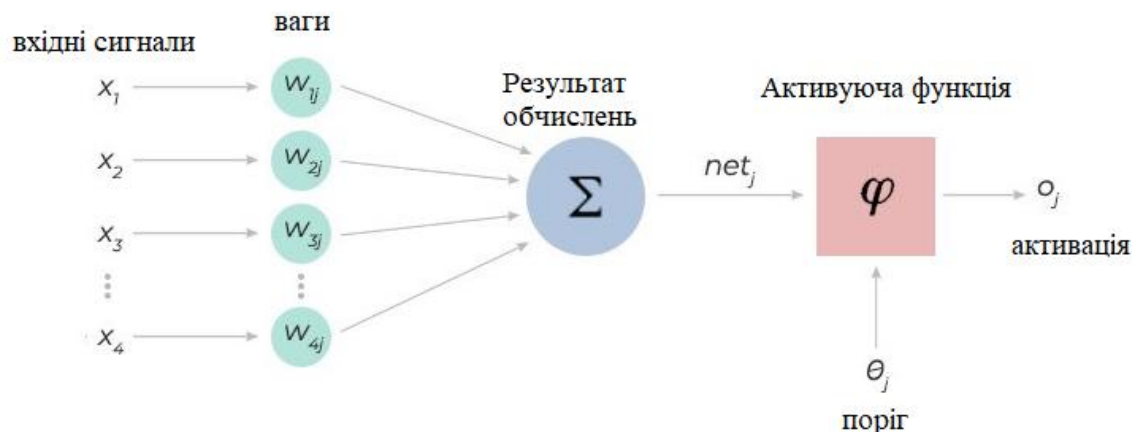


Рисунок 4.2 - Нейронна мережа

## 4.2 Структура навчання нейронної мережі

Навчатися НМ може трьома способами: з вчителем (кероване навчання), без вчителя (спонтанне навчання), з допомогою (навчання з підкріпленням) [14].

- Кероване навчання – це найпростіша стратегія навчання, тому що в вже мається розмічена вибірка (набір даних), через яку проходить НМ, це означає, що кожному окремому елементу в вибірці існує відповідь, яку алгоритм і повинен отримати. На прикладі визначення емоцій: робиться вибірка з 1000 фотографій людини з посмішкою, 1000 з нейтральним виразом обличчя, машині помічаються ці фото, фото з посмішкою - емоція радості, фото з нейтральним виразом – нейтральне обличчя. Таким чином, дані приклади навчать НМ, де які з двох емоцій. І коли НМ отримає нове фото, вона порівняє його з цими прикладами і передбачить відповідь. Отже дана стратегія навчання підходить конкретно для випадку з розпізнавання емоцій

і облич, тому що мається дуже великий набір даних (фотографій людей з різними емоціями).

- Спонтанне навчання – дану стратегія часто називають експериментальною, машина сама виконує аналіз структур даних і знаходить в них, якісь загальні ознаки. В навчанні без вчителя, доволі складно визначити точність алгоритму, так як на відміну від керованого навчання, у вибірці даних не існує правильних зіставлень для конкретних прикладів, але коли ці правильні зіставлення дуже складно або неможливо отримати, дана стратегія може принести хороші результати. Наприклад в асоціаціях: коли людина в магазині купує зошити, ручки, пенал, машина може порекомендувати купити також портфель, олівці, щоденник.
- Навчання з підкріпленням характеризується на позитивному та негативному відгуку. Тобто НМ посилюється за позитивний результат і «карається» за негативний, можна порівняти з тим, як людина навчає свою собаку командам. Дана стратегія навчання є доволі складною в реалізації.

### 4.3 Архітектури нейромереж

Розглянемо найбільш відомі архітектури НМ: рис 4.3.

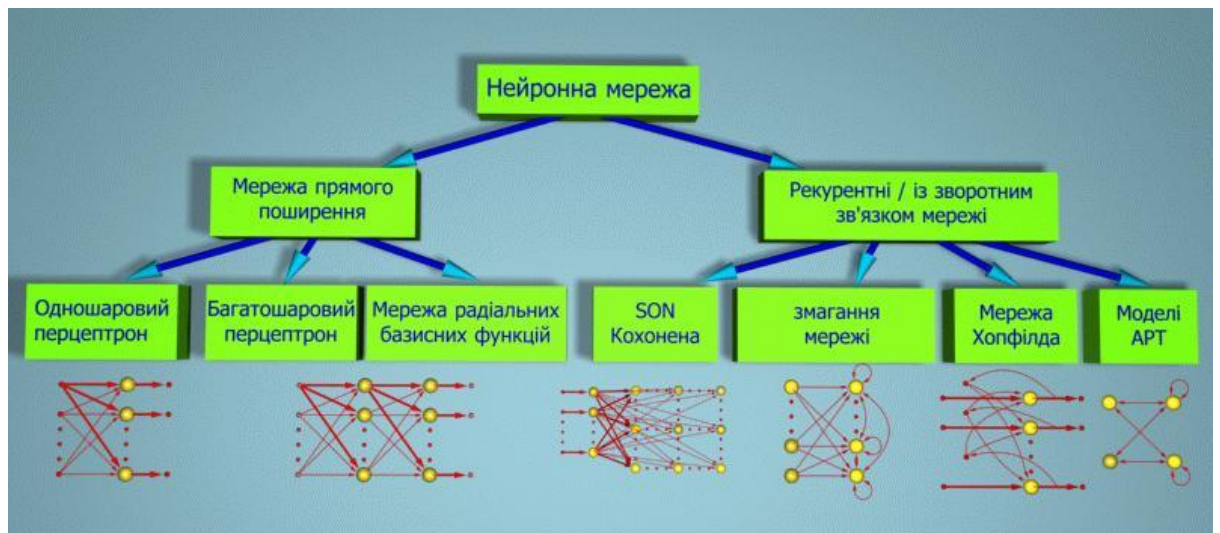


Рисунок 4.3 – Найбільш відомі архітектури НМ

Розглянемо декілька з них більш детально:

1. Одношарова мережа з прямим зв'язком (перцептрон). В даній мережі у нас є вхідний шар вихідних вузлів, спроектований на вихідний шар нейронів. Ця мережа є прямою або ациклічною мережею. Перцептрон називається одношаровим, оскільки він відноситься тільки до обчислювальним нейронам вихідного шару. На вхідному шарі обчислення не виконується, тому воно не враховується.
2. Багатошарова мережа з прямим зв'язком (багатошаровий перцептрон). В даній мережі є один або кілька прихованих шарів, крім вхідного і вихідного. Вузли цього шару називаються прихованими нейронами або прихованими одиницями. Ці нейрони дозволяють мережі навчатися вирішенню складних завдань, послідовно отримуючи найбільш важливі ознаки з вхідного образу. Вузли вхідного шару подають вхідний сигнал на вузли другого рівня, тобто прихованого шару, а вихід прихованого шару діє як вхід для наступного шару, і це триває для іншої частини мережі.



3. Рекурентні мережі. Рекурентні мережі майже аналогічні мережі з прямим зв'язком. Основна відмінність полягає в тому, що він має принаймні одну петлю зворотного зв'язку. Там може бути нуль або більше прихованих шарів, але там буде хоча б один цикл зворотного зв'язку.

#### 4.4 Згорткова нейронна мережа

Розглянемо спеціальну архітектуру Згорткової нейронної мережі, яка використовується в системах розпізнання емоцій.

При використанні глибоких нейронних мереж модель потребувала великої кількості вагів і величезних матриць, що вимагає великих потужностей техніки для роботи з цими алгоритмами. Було знайдено, що алгоритм згорткової нейронної мережі або CNN, показав більш ефективні показники, ніж звичайна глибока нейронна мережа для рішень, пов'язаних з комп'ютерним зором.

Згорткова нейронна мережа складається з шарів, які перетворюють вхідні дані в вектор приналежності до класів. Основні шари, які використовуються в згортковій мережі - це шар згортки, шар лінійної ректифікації, шар субдискретизації і повнозв'язний шар. У кожного з цих шарів своя функція і завдання, але в підсумку ми отримуємо складно структуровану мережу з найкращими результатами для класифікації об'єктів на зображенні. На (Рис.4.4) узагальнено ілюстрована архітектура CNN.

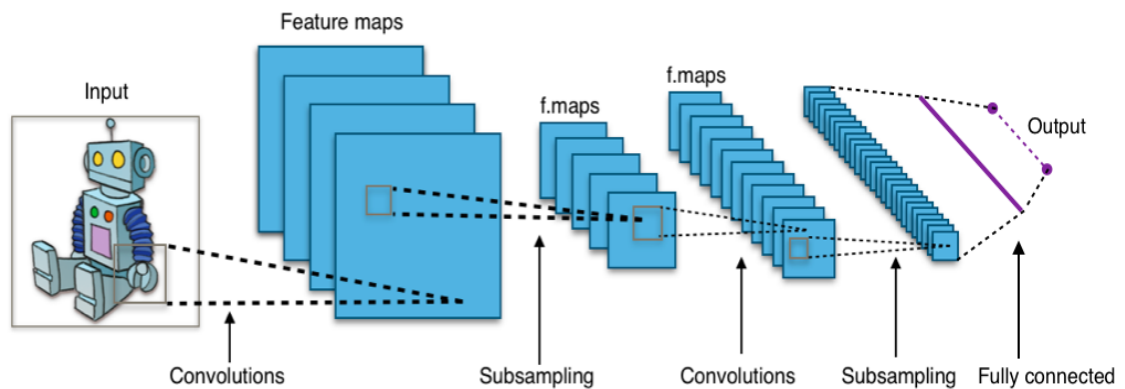


Рисунок 4.4 – Узагальнена структура згорткової НМ

Розглянемо докладніше кожен з шарів:

#### 1. Вхідний;

Перший вхід у будь-якого типу нейронної мережі - вхідний. Цей шар зберігає необроблені значення пікселів вхідного зображення. У випадку з зображенням це кілька значень по ширині, висоті і глибині.

#### 2. Шар згортки ;

Згортковий шар - це основний шар в CNN. Даний шар ґрунтується на операції згортки, яка полягає в тому, що за всіма вхідними даними «пробігається» матриця ваг обмеженого і невеликого розміру, що створює нове значення для деякого числа пікселів. Така матриця називається ядром згортки, її особливістю є те, що вагові коефіцієнти такої матриці визначаються під час навчання і заздалегідь невідомі. До необхідності використання цього шару можна віднести те, що він значно зменшує кількість ваг, створених для нейронів, на відміну від повнозв'язної нейронної мережі.

### 3. Шар з блоком лінійної ректифікації (ReLU);

Даний шар містить функцію активацію після операції згортки. У згортковій нейронній мережі використовується замість звичних гіперболічної або сигмоїдальної функції активації, функції  $f(x) = \max(0, x)$ . Ця активаційна функція показала дуже хороші результати на завданні класифікації зображень. Більш того, вибір був зроблений на цій функції активації через те, що для великого обсягу даних вона дозволяє навчатися мережі за адекватний час.

### 4. Шар субдіскретизації;

На даному етапі відбувається пулінг отриманих даних, тобто підвибірка. На цій стадії матриця характеристик, вона ж матриця зі значеннями пікселів ущільнюється до матриці меншого розміру. На прикладі зображень пулінг зменшується розмірність по ширині і висоті. Таке перетворення робиться на унікальних і непересічних областях, зазвичай з прямокутника  $2 \times 2$  вибирається один піксель, значення якого максимальне. Тим самим відбувається видалення незначних деталей і дозвіл завдання перенавчання.

### 5. Повнозв'язний шар (fully-connected layer);

Даний шар являє собою звичайну нейронну мережу, де кожен нейрон пов'язаний з усіма попередніми. Призначення такого шару в тому, щоб обчислити вже за наявними даними ймовірність приналежності до класу. Значно скоротивши обсяг даних по відношенню до вихідних, наша мережа їх передає в повнозв'язну нейронну мережу, в якій може бути ще кілька шарів всередині.

### **Висновок до розділу:**

В даному розділі було розглянуто поняття нейронних мереж, їх архітектуру та особливості. В кінцевій розробленій системі класифікація емоцій відбувається за допомогою згорткової нейронної мережі, тому ця архітектура була розглянута більш детально. У завданні класифікації зображень системи з використанням НМ показують найкращі результати.

					<b><i>ІАЛЦ.045490.004 ПЗ</i></b>	<b><i>Лист</i></b>
						47
<b><i>Зм</i></b>	<b><i>Лист</i></b>	<b><i>№ докум.</i></b>	<b><i>Підп.</i></b>	<b><i>Дата</i></b>		

## 5. РЕАЛІЗАЦІЯ РОЗРОБЛЕНОЇ СИСТЕМИ

### 5.1 Реалізація згорткової нейромережі

Нейронна мережа навчалася на датасетах fer2013dataset . Було обрано саме цей датасет, тому що він один із найкращих в світі, завдяки наявності величезної кількості помічених зображень емоцій в хорошому форматі. Тому більшість розробок схожих систем та навчань НМ, відбувається за участю даного датасету.

Цей набір даних містить більш ніж 35000 зображень виразів обличчя для семи класів емоцій: відраза, гнів, подив, смуток, нейтральне, щастя, страх. Розподіл міток на зображенні показує низьку кількість міток відрази, оскільки дану емоцію дуже складно проаналізувати навіть людині. Повний розподіл представлений в таблиці нижче.

Таблиця 2 – Розподіл емоцій в обраному датасеті

Емоція	Кількість
Відраза	547
Гнів	4953

Подив	4002
Смуток	6076
Нейтральний	6197
Щастя	8990
Страх	5121

Зображення є напівтонові розміром 48\*48 пікселів. Цей датасет складається із напівтонових зображень облич розміром 48\*48 пікселів. Файл fer2013.csv містить два стовпця: «емоції» та «пікселі» (рис 5.1).




< fer2013.csv (287.13 MB)			  		
Detail		Compact	Column		
			3 of 3 columns ▾		
# emotion		A pixels		A Usage	
0		70 80 82 72 58 58 60 63 54 58 60 48 89 115 121 119 115 110 98 91 84 84 90 99 110 126 143 153 158 171...		Training	
0		151 150 147 155 148 133 111 140 170 174 182 154 153 164 173 178 185 185 189 187 186 193 194 185 183 ...		Training	
2		231 212 156 164 174 138 161 173 182 200 106 38 39 74 138 161 164 179 190 201 210 216 220 224 222 218...		Training	
4		24 32 36 30 32		Training	

Рисунок 5.1 – Вміст файлу fer2013

Стовпчик «емоції» містить числовий код від 0 до 6 включно для емоцій, присутніх на зображенні. Стовбець «пікселі» містить строку, заключну в кавичках для кожного зображення особи. Ці строки зберігають розділені пробілами значень пікселів в основному порядку.

Далі йде процес навчання НМ за допомогою цього набору. Спочатку набір ділиться на дві частини:

- Навчальний набір.
- Тестовий набір.

Навчальний набір потрібен для налаштування моделі шляхом змінювання її вагів для більш точного прогнозу в майбутньому. Тестовий набір використовується для перевірки НМ після її навчання. Тобто маючи цей тестовий набір, можна об'єктивно оцінити точність побудованої мережі.

Загальна проблема с такими моделями – перенасичення. Це коли нейронна мережа вивчила дані з навчальної вибірки так добре, що не може розпізнавати об'єкти в нових вибірках.

Як вже вказувалось вище, згорткові НМ (CNN) показують найкращі показники для рішень пов'язаних з комп'ютерним зором. Головне завдання в створенні даної НМ – правильний підбір кількості шарів та MaxPooling. А також уникнення перенасичення.

Для реалізації НМ було використано Kaggle [15] – це середовище розробки, організована як публічна веб-платформа, на якій користувачі та організації можуть публікувати набори даних, досліджувати і створювати моделі, взаємодіяти з іншими фахівцями за даними і інженерами по машинному навчанні, організовувати конкурси з дослідження даних і брати участь в них. В системі розміщені набори відкритих даних, надаються хмарні інструменти для обробки даних і машинного навчання. Також реалізовані навчальні ресурси, є розділ для розміщення вакансій роботодавцями, де теж можлива організація



конкурсів для відбору найкращих кандидатів. З 2017 року, даний ресурс належить Google.

Kaggle було вибрано тому що:

- надає хорошу можливість с компілювати код по чергово і дивитися результат на кожному кроці;
- обчислювальні ресурси можуть бути виділені сайтом;
- при виникненні помилок, надає можливість відразу бачити схожі помилки на форумі та їх рішення;

Код було написано на мові python з використання великої кількості бібліотек, в першу чергу Keras. Keras – відкрита нейромережева бібліотека, вона представляє собою надбудову над TensorFlow. Python - дана мова програмування зараз є одною з найбільш зручних в середовищі аналізу даних і інструментів машинного навчання.

Створення моделі CNN:

					<b>ІАЛЦ.045490.004 ПЗ</b>	Лист
Зм	Лист	№ докум.	Підп.	Дата		52

```

# Create the model
model = Sequential()

model.add(Conv2D(32, kernel_size=(3, 3), activation='relu', kernel_regularizer=regularizers.l2(0.0001), input_shape=(48,48,1)))
# model.add(BatchNormalization())

model.add(Conv2D(64, kernel_size=(3, 3), activation='relu', kernel_regularizer=regularizers.l2(0.0001)))
# model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Conv2D(128, kernel_size=(3, 3), activation='relu', kernel_regularizer=regularizers.l2(0.0001)))
# model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Conv2D(128, kernel_size=(3, 3), activation='relu', kernel_regularizer=regularizers.l2(0.0001)))
# model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Conv2D(7, kernel_size=(1, 1), activation='relu', kernel_regularizer=regularizers.l2(0.0001)))
# # model.add(BatchNormalization())

model.add(Conv2D(7, kernel_size=(4, 4), activation='relu', kernel_regularizer=regularizers.l2(0.0001)))
# model.add(BatchNormalization())

model.add(Flatten())

model.add(Activation("softmax"))

model.summary()
# model.add(Dense(1024, activation='relu'))
# model.add(Dropout(0.5))
# model.add(Dense(7, activation='softmax'))

```

#### Опис моделі:

- модель складається з 6 згорткових шарів – Conv2D і блоку активації. Ці згорткові шари будуть опрацьовувати вхідне зображення, як двовимірну матрицю;
- Числа 32, 64, 128 після Conv2D – це кількість вузлів в шарах;
- Шар приймає зображення розміром 48\*48, 1 означає, що зображення чорно-біле;
- Kernel\_size – це розмір матриці фільтру для НМ. Розмір 3 означає матрицю фільтрів 3\*3;
- Activation='relu' – це функція активації для шару. Функція називається relu (Rectified Linear Activation);

- `Model.add(Flatten())` – це шар вирівнювання, який слугує з'єднувальним вузлом між шарами;
- щоб уникнути перенасичення використовується метод `Dropout(0.5)` – в даному випадку 50% даних, які поступають на вхід шару будуть відкинуті. Також для таких випадків, використовують методи ранньої зупинки і метод розширювання даних.
- модель видасть передбачення по 7 класам емоцій, використовуючи `softmax` – функцію активації.

Далі відбувається компілювання моделі з параметрами:

```
model.compile(loss='categorical_crossentropy',optimizer=Adam(lr=0.0001, decay=1e-6),metrics=['accuracy'])
nb_train_samples = 28709
nb_validation_samples = 3589
epochs = 150
```

1. Параметр `optimizer` відповідає за швидкість навчання. Цей параметр визначає і показує, як швидко формуються ваги. При меншій швидкості ваги будуть визначатися більш точно, але часу буде затрачено більше.
2. Параметр (функція) `loss`. Ця функція втрат виконує підрахунок кількості втрат, яку модель повинна намагатися мінімізувати за час навчання.
3. Параметр `metrics` буде показувати точність моделі кожної епохи навчання.

Наступний етап – навчання моделі, `epoch` – кількість епох для навчання.

Після закінчення навчання. Використовується функція `model.save(filepath)` для зберігання моделі Keras в один файл hdf5, який буде складатися з:

- Архітектура моделі.
- Ваги моделі.
- Параметри моделі.

Збережена модель і буде використовуватися в кінцевій системі з інтерфейсом і модулями.

## 5.2 Реалізація програми

Для реалізації програми було використано PyCharm – інтегроване середовище розробки для мови Python. Для обробки зображень було прийнято рішення використовувати популярну бібліотеку OpenCV, а також вбудовану Python Imaging Library для роботи з графічним інтерфейсом tkinter. Для розпізнавання осіб на зображенні було використано модуль MTCNN, який зручний у використанні. Сам графічний інтерфейс програми представлений у вигляді двох вікон, перше для відкриття зображень, друге для наочної демонстрації роботи.

Програма складається з таких модулів:

- Модуль захоплення зображення. Цей модуль відповідає за знаходження зображень та їх перетворення, для правильного

аналізу. В цьому модулі створюються: віджети з кнопками для вибору цілої папки чи окремого зображення (рис. 5.1), кнопки промотування результатів програми.



Рисунок 5.1 - Віджет вибору зображень

- Модуль детектору : в цьому модулі за допомогою MTCNN система знаходить обличчя на зображенні, а також створює рамку навколо нього.
- Модуль передбачення. В даному модулі завантажується модель створеної та навченої нейромережі CNN, яка аналізує отримане з попереднього модулю обличчя і видає результат (емоцію).

### 5.3 Перегляд роботи програми

Представлення результатів програми на рисунках 5.2, 5.3, 5.4:

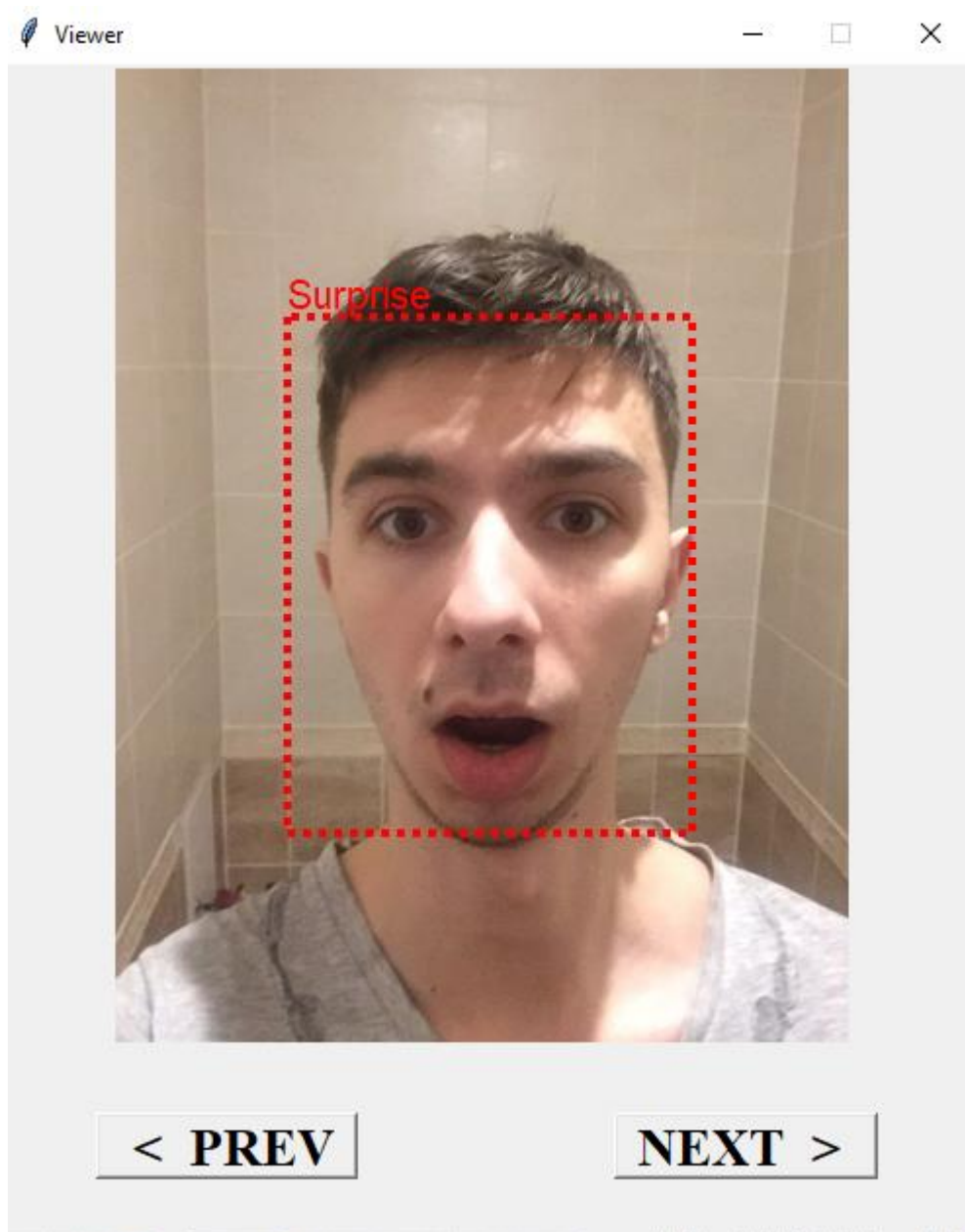


Рисунок 5.2 – Приклад роботи програми

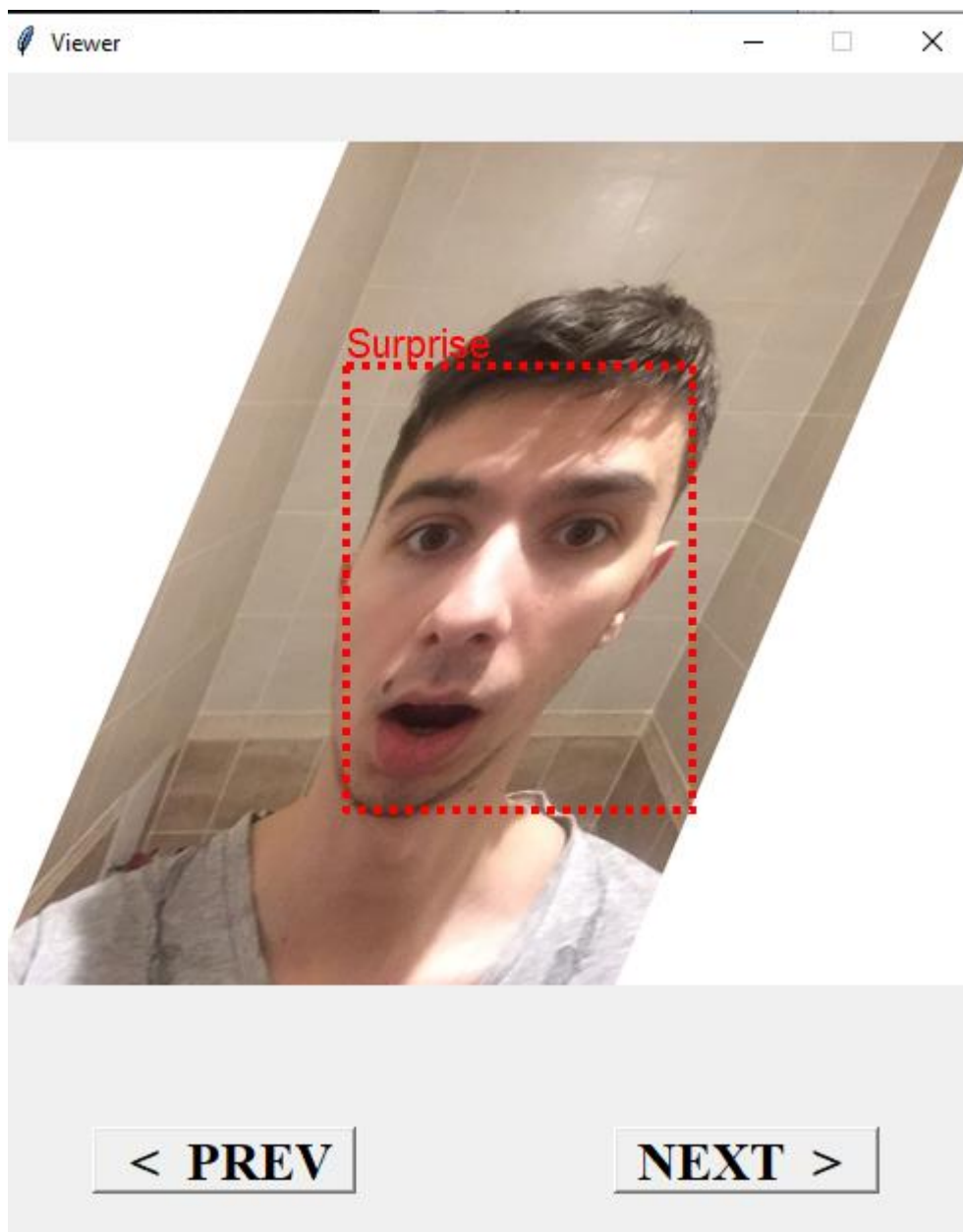


Рисунок 5.3 – Те ж саме фото, під невеликим кутом

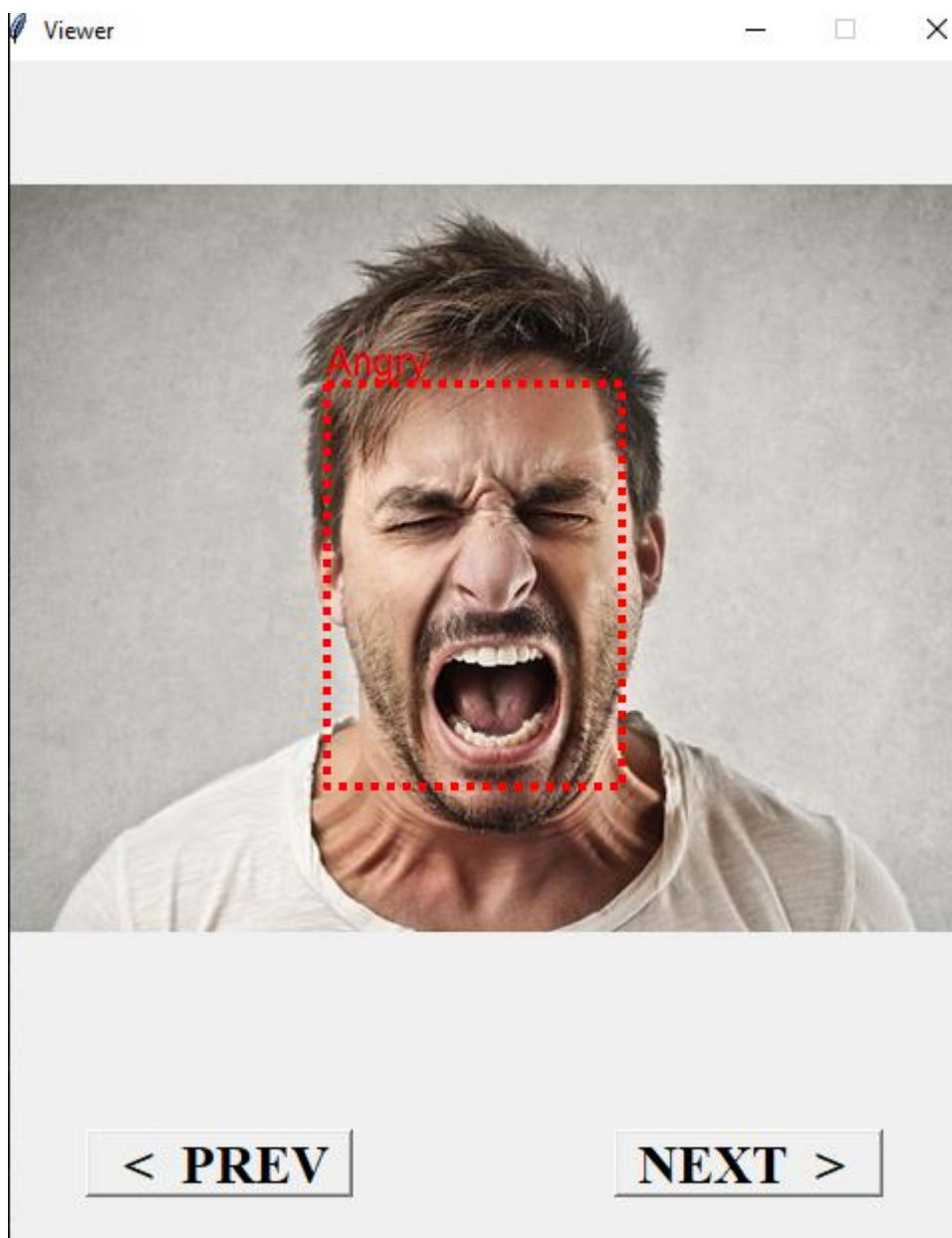


Рисунок 5.3 – Приклад роботи програми

### Висновок до розділу:

В даному розділі було викладено реалізація системи, яка складається з двох програм. Створення та навчання згорткової НМ, опис її параметрів та шарів.



Алгоритм її створення. Також була розглянута основна програма, я в якій використовується створена НМ. Було показано її роботу.

					<b><i>ІАЛЦ.045490.004 ПЗ</i></b>	<b><i>Лист</i></b>
						<b><i>60</i></b>
<b><i>Зм</i></b>	<b><i>Лист</i></b>	<b><i>№ докум.</i></b>	<b><i>Підп.</i></b>	<b><i>Дата</i></b>		

## ВИСНОВОК

При виконанні цього дипломного проєкту була створена програма, яка розпізнає емоції людини на зображенні за допомогою створеної згорткової нейронної мережі.

У ході дослідження було в цілому розглянуто сферу застосування розпізнання емоцій людей, проблематику теми та основні способи їх вирішення. Було проаналізовано у яких основних сферах можуть знадобитися подібні системи та як їх використовують зараз. З кожним роком спектр застосування таких систем збільшується, тому їх вивчення та створення буде корисним для різних розробників.

Також було досліджено багато алгоритмів машинного зору і розглянуто наявні реалізації. При вивченні саме нейронних мереж, стало зрозуміло, що дана сфера постійно розвивається і з кожним роком машинний зір працює все досконаліше і глибоке вивчення наявної його архітектури потребує значних людських сил. Тому зараз створювати високоточні системи розпізнання можуть тільки великі ІТ корпорації, які мають достатню кількість ресурсів.

Більшість розглянутих способів реалізованих НМ були написані на мові програмування python, яка, на сьогоднішній день, вважається зручною для написання і розробки серйозних наукових програм.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

[1] Darwin C., The Expression of the Emotions in Man and Animals, Oxford University Press, 1998. 472p

[2] Василенок В.Л., Шапиро Н.А. Успешный опыт инновационных практик: рецензия на книгу // Научный журнал НИУ ИТМО. Серия: Экономика и экологический менеджмент. №4. 2014. С. 76-85.

[3] Barrett LF. The future of psychology: Connecting mind to brain. Perspectives on Psychological Science. 2009;4:326–339.

[4] M. Suwa, N. Sugie and K. Fujimora, “A preliminary note on pattern recognition of human emotional expression,” in International Joint Conference on Pattern Recognition, pp. 408-410, 1978.

[5] K. Mase, “Recognition of facial expression from optical flow,” in IEICE Transc., E. vol. 74, no. 10, pp. 3474-3483, 1991

[6] Nefian A., Hayes M., Hidden Markov model for face recognition // Image Processing, 1998. ICIP 98. Proceedings. 1998 International Conference on, 06 August 2002. P. 48-56

[7] I. P. Viola and M.J. Jones, «Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features», proceedings IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001), 2001

					<b><i>ІАЛЦ.045490.004 ІІЗ</i></b>	<b><i>Лист</i></b>
<b><i>Зм</i></b>	<b><i>Лист</i></b>	<b><i>№ докум.</i></b>	<b><i>Підп.</i></b>	<b><i>Дата</i></b>		<b><i>62</i></b>

[8] Автоматичне розпізнавання емоцій користувача для організації інтелектуального інтерфейсу // Електронний журнал «Молодіжний науково-технічний вісник», 2013, № 9, <http://sntbul.bmstu.ru/doc/616498.html>.

[9] *Sylvester J.J.*, On the reduction of a bilinear quantic of the  $n$ th order to the form of a sum of  $n$  products by a double orthogonal substitution, *Messenger of Mathematics*, 19 (1889), 42—46

[10] 2.2 Метод Eigenface [9] Agarwal M., Jain N., Face Recognition Using Principle Component Analysis, Eigenface and Neural Network // Signal Acquisition and Processing, 2010. ICSAP '10. International Conference on, 18 March 2010. P. 3445

[11] Md. Abdur Rahim, Md. Najmul Hossain, Tanzillah Wahid and Md. Shafiul Azam. "Face recognition using local binary patterns (LBP)", *Global journal of computer science and technology graphics & vision*, Vol - 13, Issue 4, Version 1.0, 2013.

[12] Becker, M et al. (1999). GripSee: A Gesture-controlled Robot for Object Perception and Manipulation. *Autonomous Robots* 6: 203-221. [doi:10.1023/A:1008839628783](https://doi.org/10.1023/A:1008839628783).

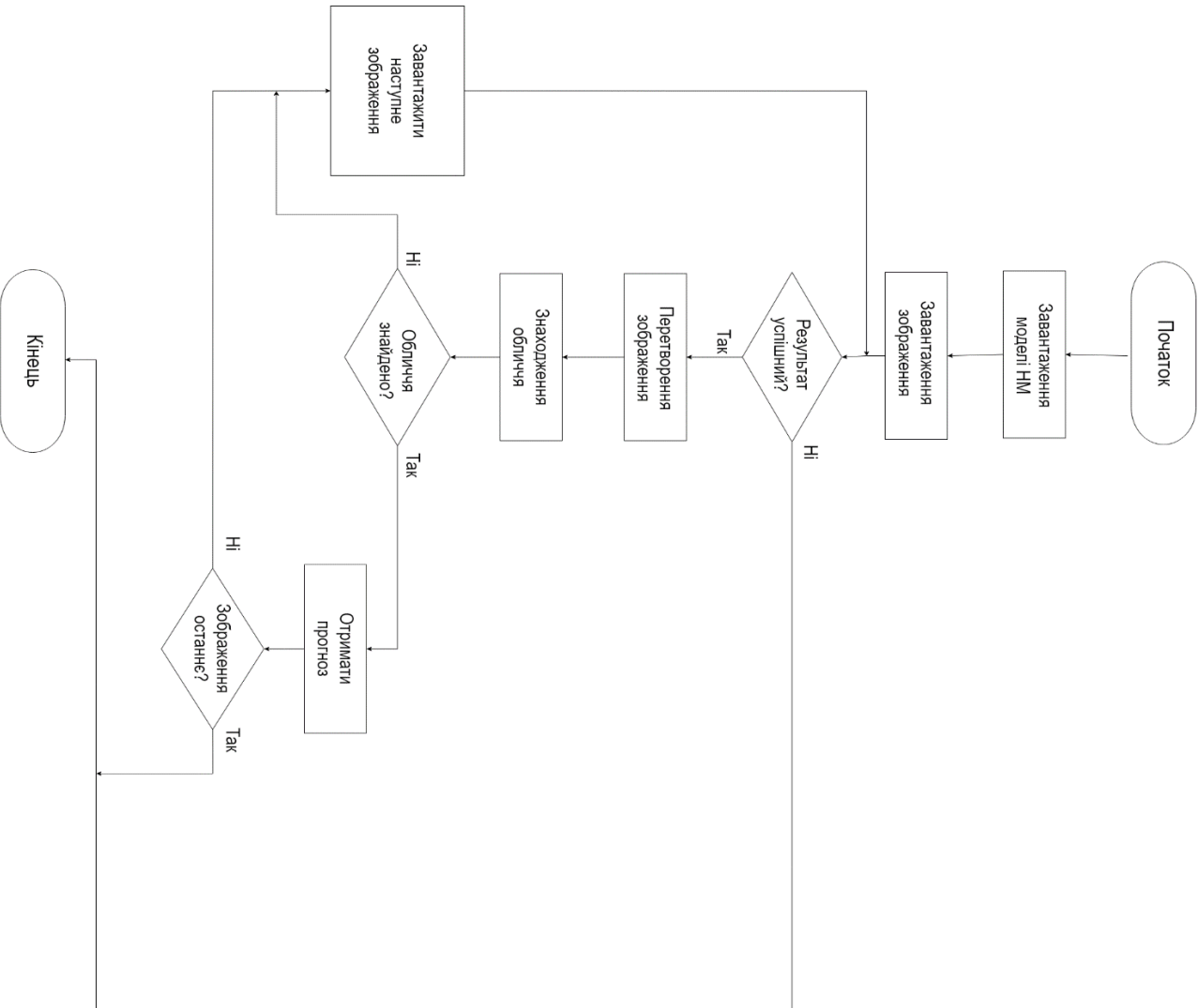
[13] Stöckli, S.; Schulte-Mecklenbeck, M.; Borer, S. & Samson, A.C. (2018) Facial expression analysis with AFFDEX and FACET: A validation study. *Behavior Research Methods*, 50 (4), 1446-1460.

[14] Bhadeshia H. K. D. H. (1999). Neural Networks in Materials Science

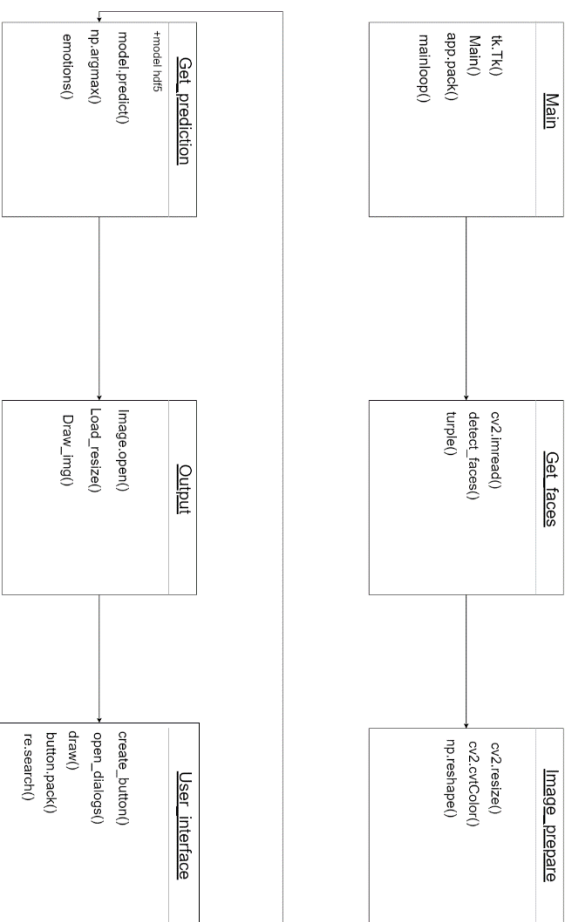
[15]<https://www.kaggle.com/c/challenges-in-representation-learning-facial-expression-recognition-challenge/overview>

					<b>ІАЛЦ.045490.004 ІІЗ</b>	Лист
Зм	Лист	№ докум.	Підп.	Дата		64

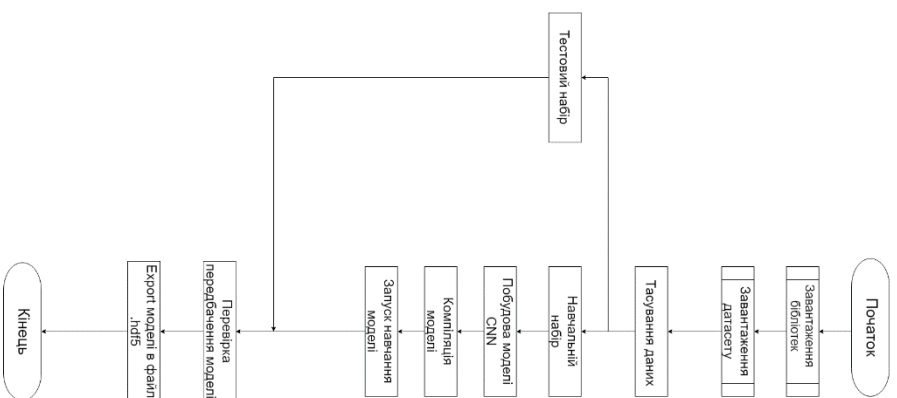
## ДОДАТКИ



ІА.ЦП.045490.005 ДП									
								Ім'я	Вік
Відл.	На зам.	Трив.	Віра	Блок оцінки розподілу програм					
Висл.	Висл.	Висл.	Висл.	Оцінка витрат					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 1					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 2					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 3					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 4					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 5					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 6					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 7					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 8					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 9					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 10					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 11					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 12					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 13					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 14					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 15					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 16					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 17					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 18					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 19					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 20					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 21					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 22					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 23					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 24					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 25					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 26					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 27					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 28					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 29					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 30					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 31					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 32					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 33					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 34					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 35					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 36					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 37					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 38					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 39					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 40					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 41					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 42					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 43					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 44					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 45					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 46					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 47					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 48					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 49					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 50					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 51					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 52					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 53					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 54					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 55					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 56					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 57					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 58					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 59					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 60					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 61					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 62					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 63					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 64					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 65					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 66					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 67					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 68					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 69					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 70					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 71					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 72					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 73					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 74					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 75					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 76					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 77					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 78					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 79					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 80					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 81					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 82					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 83					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 84					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 85					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 86					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 87					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 88					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 89					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 90					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 91					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 92					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 93					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 94					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 95					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 96					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 97					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 98					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 99					
Трив.	Трив.	Трив.	Трив.	Адреса 100					

[illegible]



[illegible]

